



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ “แบบจำลองเพื่อพยากรณ์เศรษฐกิจของประเทศไทยในภาพรวม สาขา
การผลิตอุตสาหกรรม และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์
จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน”

(Economic Forecasting Models for Thailand’s Economy, the
Manufacturing Sector and the Wholesale and Retail Trade, Repair
of Vehicles and Personal and Household Goods Sector)

โดย

ดร. พิสุทธิ กุลธนวิทย์

และ

ผศ.ดร. สมศักดิ์ กิตติพิยกุล

ตุลาคม 2558

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ “แบบจำลองเพื่อพยากรณ์เศรษฐกิจของประเทศไทยในภาพรวม สาขาการผลิตอุตสาหกรรม
และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ใน
ครัวเรือน”

(Economic Forecasting Models for Thailand’s Economy, the Manufacturing Sector and the
Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods
Sector)

หัวหน้าโครงการวิจัย

สังกัด

ดร. พิสุทธิ กุลธนวิทย์

คณะเศรษฐศาสตร์
มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

นักวิจัย

สังกัด

ผศ.ดร. สมศักดิ์ กิตติพิยกุล

ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คอมพิวเตอร์และการสื่อสาร
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ชุดโครงการ เศรษฐกิจมหภาคและนโยบายทางเศรษฐกิจของประเทศไทย

สนับสนุนโดยสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย (สกว.)

(ความเห็นในรายงานนี้เป็นของผู้วิจัย สกว.ไม่จำเป็นต้องเห็นด้วยเสมอไป)

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยชิ้นนี้ได้รับเงินทุนสนับสนุนจากสำนักงานสนับสนุนกองทุนวิจัย (สกว.) ภายใต้ชุดโครงการเศรษฐกิจมหภาคและนโยบายทางเศรษฐกิจของประเทศไทย คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ รศ.ดร.สมประวิณ มันประเสริฐ ผู้ประสานงานชุดโครงการ ผู้วิจัยได้รับข้อคิดเห็นที่เป็นประโยชน์จากผู้ทรงคุณวุฒิหลายๆท่านในการนำเสนอรายงานความก้าวหน้า และงานสัมมนาทางเศรษฐศาสตร์ที่ธนาคารแห่งประเทศไทยที่ได้รับการเชิญจาก ดร.ชาญชัย ลิ่ววัฒนะ โฆษิตินันท์ และ ดร.สุรัช แทนบุญ จากธนาคารแห่งประเทศไทย ซึ่งทำให้งานวิจัยชิ้นนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

นอกจากนี้คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ คุณรุ่งนภา ลีคนาพรวิสิฐ เจ้าหน้าที่สำนักงานสนับสนุนกองทุนวิจัย (สกว.) รวมทั้งนายจิรวัฒน์ ภูงาม และนายวิทธิ ตั้งวิจิตรสกุล ผู้ช่วยวิจัย ที่มีส่วนช่วยให้งานวิจัยสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

คณะนักวิจัย

บทสรุปสำหรับผู้บริหาร

การพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทยมีความสำคัญต่อองค์กรหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการวางแผนงานและการตัดสินใจทางนโยบายที่อยู่ทั้งในภาครัฐและภาคเอกชน อย่างไรก็ตาม ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) จะมีความล่าช้าอยู่ประมาณ 2 ถึง 5 เดือน ซึ่งอาจมีผลต่อการวางแผนและการตัดสินใจเชิงนโยบายได้ ดังนั้นการพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทยที่เป็นปัจจุบันมากที่สุดก็จะเป็นข้อมูลสำคัญเพื่อประกอบการวางแผนและการตัดสินใจในการดำเนินงานขององค์กรหรือหน่วยงานต่างๆ เพื่อให้สอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจ (Business Cycle) ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้ สาเหตุประการหนึ่งที่ทำให้การพยากรณ์เศรษฐกิจไม่เป็นปัจจุบัน คือข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศถูกจัดเก็บรวบรวมเป็นรายไตรมาส ดังนั้นการใช้ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศในอดีตเพื่อพยากรณ์ตัวเองนั้นก็จะเกิดความล่าช้า แต่ถ้าหากใช้ข้อมูลทางเศรษฐกิจอื่นที่มีการรายงานเป็นรายเดือนซึ่งเราจะทราบข้อมูลรายเดือนครบไตรมาสก่อนที่จะทราบข้อมูล GDP ของไตรมาสนั้นก็จะช่วยให้แบบจำลองสามารถปรับค่าการพยากรณ์ได้เป็นปัจจุบันมากขึ้น

งานวิจัยนี้ประยุกต์แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ที่นำเสนอโดย Marcellino et al. (2013) และ Mariano and Murasawa (2010) เพื่อทำการพยากรณ์ ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods) ทั้งนี้หากพิจารณาภาคเศรษฐกิจตามบัญชีประชาชาติ จะพบว่าภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมมีส่วนสูงเป็นอันดับที่หนึ่งของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ มีสัดส่วนสูงเป็นอันดับที่สอง

แบบจำลองที่ใช้ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ข้อมูลรายไตรมาสเป็นข้อมูลรายเดือนที่ข้อมูลบางเดือนหายไป (Missing Values) ยกตัวอย่างเช่น ข้อมูลเดือนที่ 1 และเดือนที่ 2 ในไตรมาสนั้นหายไปจึงมีเพียงแต่ข้อมูลเดือนที่ 3 ซึ่งเป็นเดือนสุดท้ายในไตรมาสนั้น โดยข้อมูลเดือนที่ 1 และเดือนที่ 2 ที่หายไปนั้นจะถูกคำนวณด้วย Kalman Filter ซึ่งได้จากการเขียนแบบจำลองให้อยู่ในรูปแบบจำลอง State-space แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษามีความพิเศษกว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันทั่วไป ตรงที่มี Stochastic Volatility (คือส่วนความแปรปรวนของ Shocks ที่แปรเปลี่ยนตามเวลา) งานศึกษานี้จึงเลือกใช้วิธีประมาณค่าแบบ Bayesian โดยใช้ Metropolis-Hastings (MH) อัลกอริทึม (Algorithm) กับวิธี Gibbs Sampling

ผลการศึกษาจากการประมาณค่าในช่วงเวลาในการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) สามารถสรุปเป็นประเด็นได้ดังนี้

1. ตัวแปรหลักทางเศรษฐกิจมหภาคที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) ตัวแปรทางเศรษฐกิจมหภาคที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย ทั้งเศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดยตัวแปรหลักด้านอุปทานได้แก่ ดัชนีค่าส่ง (WSI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) ส่วนตัวแปรหลักด้านอุปสงค์ได้แก่ มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) หากพิจารณาต่อไปในแต่ละด้านจะพบว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) เป็นตัวแปรหลักด้านอุปทาน และมูลค่าการส่งออก (EXP) เป็นตัวแปรหลักด้านอุปสงค์

2. เศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) และดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) อธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีกว่าเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ซึ่งแสดงว่าการจับจ่ายใช้สอยของนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศที่มาเที่ยวในประเทศไทยนั้นส่งผลต่อเศรษฐกิจไทยในภาพรวมผ่านเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ส่วนดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) สะท้อนเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เป็นหลัก

3. ตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจ

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในขณะที่เศรษฐกิจประเทศสหรัฐอเมริกาและดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม และเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม อย่างไรก็ตาม ทั้งสามตัวแปรมีระดับความเข้มข้นในการเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) ไม่สูงมากนัก

4. แบบจำลองกับผันผวนของเศรษฐกิจไทย

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) แบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility สามารถให้ค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริง มากกว่าแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility คำอธิบายคือเศรษฐกิจไทยประสบกับความผันผวนอย่างรุนแรงเพียง 2 ครั้งคือช่วงวิกฤติซับไพร์ม และช่วงมหาอุทกภัย ซึ่งอาจไม่เพียงพอที่จะให้แบบจำลองเรียนรู้เพื่อนำมาใช้ในการประมาณค่า อย่างไรก็ตาม แบบจำลองทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility สามารถอธิบายความผันผวนอย่างมากของเศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหามหาอุทกภัยได้ดี นอกจากนี้ แบบจำลองทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility อธิบายเศรษฐกิจไทยในภาพรวมได้ดีกว่าเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

การศึกษาพบว่าการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตกรณีอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(2) และ Random Walk สำหรับการพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) และ เศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ข้อสรุปจากการศึกษานำมาสู่ข้อเสนอแนะเชิงนโยบายดังต่อไปนี้

1. การที่ข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศเป็นปัจจัยสำคัญในการอธิบายเศรษฐกิจของไทยทั้งเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ภาคอุตสาหกรรมสาขาการผลิต และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก

และการซ่อมแซมฯ ซึ่งดัชนีค่าส่ง (WSI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) เป็นตัวแปรด้านอุปทาน ส่วนมูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) เป็นตัวแปรด้านอุปสงค์ ดังนั้นผู้กำหนดนโยบายต้องใช้เครื่องมือในการดูแลนโยบายเศรษฐกิจที่ให้ความสำคัญตัวแปรที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง มากกว่าตัวแปรทางเศรษฐกิจด้านการเงิน หรือเครื่องมืออื่นต้องส่งผลสุดท้ายไปยังตัวแปรที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง นอกจากนี้เครื่องมือทางนโยบายควรแยกพิจารณาตามผลที่จะเกิดต่อตัวแปรด้านอุปสงค์หรือด้านอุปทาน

2. การที่จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) มีความสำคัญค่อนข้างน้อยในการอธิบายเศรษฐกิจของไทยในภาพรวม ดังนั้นการที่นักท่องเที่ยวจากต่างประเทศมาท่องเที่ยวในประเทศไทยมากขึ้นก็ไม่ได้สะท้อนให้เห็นอย่างเด่นชัดว่าเศรษฐกิจของไทยใน ภาพรวมจะดีขึ้นด้วย หากการมาท่องเที่ยวขึ้นนั้นไม่ก่อให้เกิดการใช้จ่ายใช้สอยในประเทศ กล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ การมุ่งเน้นนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) แต่ทางด้านปริมาณจึงไม่ใช่นโยบายที่สมเหตุสมผลนัก แต่่นโยบายที่สมเหตุสมผลควรเป็นนโยบายที่พิจารณาการท่องเที่ยวทางด้านคุณภาพด้วย
3. ถึงแม้ว่าอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์ (NER) เป็นปัจจัยชี้นำเศรษฐกิจไทยในระดับที่ไม่สูงมาก แต่ความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนซึ่งเป็นตัวแปรทางการเงินอาจส่งผลโดยตรงต่อตัวแปรอื่นๆทางการเงิน เช่นเงินทุนเคลื่อนย้ายระหว่างประเทศ ซึ่งก็จะส่งผลผ่านต่อมายังภาคเศรษฐกิจจริงอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้เช่นกัน ดังนั้นการดูแลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์ (NER) ให้มีเสถียรภาพก็ยังคงมีความจำเป็นสำหรับผู้กำหนดนโยบาย
4. ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) สะท้อนเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เป็นหลัก ซึ่งผู้กำหนดนโยบายอาจพิจารณาปรับเปลี่ยนหากต้องการให้ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) เป็นตัวสะท้อนเศรษฐกิจไทยใน ภาพรวม หรือภาคอุตสาหกรรมสาขาการผลิต

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ประยุกต์แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ที่นำเสนอโดย Marcellino et al. (2013) และ Mariano and Murasawa (2010) เพื่อทำการพยากรณ์ ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษามีความพิเศษกว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันทั่วไป ตรงที่มี Stochastic Volatility ของ Shocks งานศึกษาใช้วิธีประมาณค่าแบบ Bayesian โดยใช้ Metropolis-Hastings (MH) อัลกอริทึม (Algorithm) กับวิธี Gibbs Sampling ผลการศึกษาจากการประมาณค่าในช่วงเวลาในการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) พบว่าตัวแปรทางเศรษฐกิจมหภาคที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย มากกว่าตัวแปรทางการเงิน (Financial Data) และข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) นอกจากนี้ อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และ US Coincident Economic Activity Index (USCI) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ การพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตกรณีอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(2) และ Random Walk สำหรับการพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) และ เศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

Abstract

This research project applies a dynamic factor model proposed by Marcellino et al. (2013) and Mariano and Murasawa (2010) to forecast, study, and analyze the Thai economy including overall GDP, GDP in the 'Manufacturing' sector and GDP in the 'Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods' sector. The special feature of this model is stochastic shifts in the volatility of both the latent common factor and the idiosyncratic components. This research project employs the Bayesian estimation approach, specifically, the Metropolis-Hastings (MH) algorithm and the Gibbs sampling.

The In-sample estimation results (Q1:2001 - Q4:2013) reveal that hard indicators are the most important factor driving the Thai economy, relative to financial data and a soft indicator. In addition, the nominal exchange rate (USD/THB) and the US Coincident Economic Activity Index (USCI) are leading variables of overall GDP, GDP in the 'Manufacturing' sector and GDP in the 'Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods' sector.

The out-of-sample forecast results indicate that the dynamic factor model using both the nominal exchange rate and the real effective exchange rate outperforms both AR(2) and random walk models. However, the dynamic factor model without stochastic volatility performs better than the one with stochastic volatility.

Contents

1	บทนำ	1
1.1	ความเป็นมาและความสำคัญของเรื่อง	1
1.2	วัตถุประสงค์ของการวิจัย	4
2	วรรณกรรมปริทัศน์	8
2.1	งานศึกษาที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันในประเทศ	8
2.1.1	แบบจำลอง Bridge (Bridge Model)	8
2.1.2	แบบจำลอง Mixed Data Sampling (MIDAS)	10
2.1.3	แบบจำลอง Mixed Frequency Vector Autoregressions (MF-VAR)	12
2.1.4	แบบจำลอง Mixed Frequency Factor (Mixed Frequency Factor Model)	12
2.2	งานศึกษาที่เกี่ยวข้องในประเทศไทย	14
3	แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาและวิธีการศึกษา	16
3.1	แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา	16
3.1.1	ข้อมูลแฝง (Latent) รายเดือนของข้อมูล GDP รายไตรมาส	16
3.1.2	แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตของข้อมูลรายเดือนที่มี Stochastic Volatility	17
3.1.3	แบบจำลอง State Space ที่มี Stochastic Volatility	18
3.2	การประมาณค่าแบบจำลอง (Model Estimation)	19
3.2.1	Gibbs Sampling	20
3.2.2	Metropolis-Hastings Algorithm	21
3.2.3	การประมาณค่าแบบจำลอง state space ที่มี stochastic volatility	21
3.3	ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา	22
4	ผลการศึกษา	30
4.1	ผลการทดสอบเชิงประจักษ์ (Empirical Experiments)	30
4.1.1	แบบจำลอง Univariate Autoregression: AR(p)	30
4.1.2	ผลการทดสอบเชิงประจักษ์ของแบบจำลอง AR(p)	32
4.1.3	แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility	33
4.1.4	แบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility	35
4.2	ผลการศึกษากฎนิเศรษฐกิจไทยในภาพรวม	35
4.2.1	ผลการประมาณค่ากฎนิเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยใช้แบบจำลองปัจจัย เชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility	36

4.2.2	ผลการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยใช้แบบจำลองปัจจัย เชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility	37
4.2.3	บทวิเคราะห์กรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม	38
4.3	ผลการศึกษารณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม	39
4.3.1	ผลการประมาณค่ากรณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม โดยใช้แบบจำลอง ปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility	40
4.3.2	ผลการประมาณค่ากรณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม โดยใช้แบบจำลอง เชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility	41
4.3.3	บทวิเคราะห์กรณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม	42
4.4	ผลการศึกษารณีสภาการค้ำส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ	43
4.4.1	ผลการประมาณค่ากรณีสภาการค้ำส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดย ใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility	43
4.4.2	ผลการประมาณค่ากรณีสภาการค้ำส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดย ใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility	44
4.4.3	บทวิเคราะห์กรณีสภาการค้ำส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ	45
4.5	ผลการพยากรณ์ Out-of-sample	46
4.5.1	ผลการพยากรณ์ กรณีข้อมูลครบไตรมาส	46
4.5.2	ผลการพยากรณ์ กรณีข้อมูลไม่ครบไตรมาส	46
4.6	บทวิเคราะห์	47
5	บทสรุปและข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย	85
5.1	บทสรุป	85
5.2	ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย	89
	Bibliography	90
Appendix	ภาคผนวก ก	93
Appendix	ภาคผนวก ข	94
Appendix	ภาคผนวก ค	114

1 บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของเรื่อง

การพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศนั้นเป็นประเด็นที่ทุกหน่วยเศรษฐกิจให้ความสำคัญ โดยเฉพาะองค์กรหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการวางแผนงานและการตัดสินใจทางนโยบายที่อยู่ทั้งในภาครัฐและภาคเอกชน โดยปกติข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) จะมีการรายงานเป็นรายไตรมาส และจะรายงานหลังจากสิ้นไตรมาสหนึ่งๆ แล้วประมาณ 2 เดือน สำหรับประเทศไทย สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) แลงข้อมูลอัตราการเติบโตของ GDP ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2557 เมื่อวันที่ 19 พฤษภาคม 2557 นั้นแสดงว่าข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศของไทยไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2557 จะมีความล่าช้าอยู่ประมาณ 5 เดือนนับตั้งแต่เดือนมกราคม ซึ่งความล่าช้าของข้อมูลนี้อาจมีผลต่อการวางแผน การตัดสินใจทางนโยบาย และการดำเนินนโยบายทางเศรษฐกิจมหภาคได้ ดังนั้นการพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศที่เป็นปัจจุบันมากที่สุดก็จะเป็นข้อมูลสำคัญเพื่อประกอบการวางแผนและการตัดสินใจในการดำเนินงานขององค์กรหรือหน่วยงานต่างๆ เพื่อให้สอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจ (Business Cycle) ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ยกตัวอย่างเช่น หากการพยากรณ์คาดว่าเศรษฐกิจจะเติบโตแบบชะลอตัวในไตรมาสหน้า การดำเนินนโยบายภาครัฐในลักษณะที่มองไปข้างหน้า (Forward Looking Policy) ก็อาจจะทำให้ประเทศสามารถหลีกเลี่ยงภาวะเศรษฐกิจที่ชะลอตัวได้

ถึงแม้ว่าหน่วยงานภาครัฐเช่น สำนักงานเศรษฐกิจการคลัง (สศค.) สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) และธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) เป็นต้น¹ ได้พัฒนาแบบจำลองเพื่อใช้ในการพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของไทย แต่แบบจำลองและตัวแปรที่นำมาใช้อาจจะแตกต่างกัน โดยแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์นั้นสามารถจำแนกได้เป็นสองกลุ่มหลักคือ แบบจำลองอนุกรมเวลา (Time Series Model) และแบบจำลองเชิงโครงสร้าง (Structural Model) อย่างไรก็ตาม ถึงแม้ว่าจะเป็นแบบจำลองประเภทเดียวกัน แต่หากมีข้อสมมติ วิธีการประมาณค่าแบบจำลอง รวมทั้งตัวแปรที่นำมาใช้มีความแตกต่างกัน อาจทำให้ค่าพยากรณ์ที่ได้นั้นแตกต่างกันด้วย

แบบจำลองอนุกรมเวลา (Time Series Model) เป็นแบบจำลองทางสถิติที่ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตเพื่อคาดการณ์ตัวแปรในอนาคต ตัวอย่างแบบจำลองในกลุ่มนี้ เช่น แบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA) เป็นต้น ซึ่งแบบจำลองในกลุ่มนี้ถูกพัฒนาอย่างต่อเนื่องในทางเศรษฐมิติ แบบจำลอง AR สามารถแยกย่อยได้หลากหลายแบบจำลอง อาทิเช่น แบบจำลอง Time Varying AR และแบบจำลอง Smooth Transition AR เป็นต้น² แบบจำลองในกลุ่มอนุกรมเวลานี้ยังแยกพิจารณาได้เป็นแบบจำลองที่เป็นเส้นตรง (Linear Model) และแบบจำลองที่ไม่เป็นเส้นตรง (Nonlinear Model) ด้วย อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดของแบบจำลองในกลุ่มอนุกรมเวลา คือไม่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ของตัวแปรในเชิงทฤษฎีเศรษฐศาสตร์ได้

¹ ธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) จัดทำแบบจำลองเศรษฐกิจเชิงโครงสร้างหลัก 3 แบบจำลองได้แก่ แบบจำลองเศรษฐกิจมหภาค (Bank of Thailand's Macroeconometric Model: BOTMM) แบบจำลองเศรษฐกิจเชิงโครงสร้างขนาดเล็ก (Small Semi-structural Model) และแบบจำลอง Dynamic Stochastic General Equilibrium (DSGE) นอกจากนี้ ธปท. ยังจัดทำแบบจำลองอนุกรมเวลาด้วย เช่น แบบจำลองประเภท Vector Autoregressive Models (VARs) (ข้อมูลจาก www.bot.or.th/Thai/MonetaryPolicy/Understanding/Pages/MacroModel.aspx)

² Zeng (2011) ประเมินการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศเกาหลีใต้โดยใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาหลายแบบ

แบบจำลองเชิงโครงสร้าง (Structural Model) มีการกำหนดความสัมพันธ์ของตัวแปรทางเศรษฐกิจต่างๆ ในแบบจำลองตามทฤษฎีทางเศรษฐศาสตร์ไว้ แต่ความซับซ้อนของระบบเศรษฐกิจในความเป็นจริง ทำให้แบบจำลองไม่สามารถระบุความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ได้อย่างชัดเจนและครบถ้วนสมบูรณ์ ซึ่งเป็นข้อจำกัดประการแรกของแบบจำลองกลุ่มนี้ นอกจากนี้ การกำหนดค่าพารามิเตอร์ (Parameterization) ที่ใช้ในแบบจำลองอาจจะไม่สะท้อนความเป็นจริงในระบบเศรษฐกิจเนื่องมาจากข้อจำกัดทางด้านข้อมูลก็เป็นข้อจำกัดอีกประการหนึ่งของแบบจำลองเชิงโครงสร้าง ตัวอย่างแบบจำลองในกลุ่มนี้ ได้แก่ แบบจำลองดุลยภาพทั่วไปที่สามารถคำนวณค่าได้ (Computable General Equilibrium Model: CGE) และแบบจำลอง Dynamic Stochastic General Equilibrium (DSGE)

นอกจากนี้ ความถี่ของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์เป็นอีกประเด็นหนึ่งที่ทำให้การพยากรณ์ไม่เป็นปัจจุบัน เนื่องจากข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศถูกจัดเก็บรวบรวมเป็นรายไตรมาส ดังนั้นการใช้ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศในอดีตเพื่อพยากรณ์ตัวเองนั้นก็เกิดความล่าช้า หรือแม้กระทั่งนำไปใช้ในแบบจำลองเชิงโครงสร้างก็จะเกิดความล่าช้าเช่นกัน แบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Data Model) จึงได้ถูกพัฒนาเพื่อหาวิธีการนำข้อมูลรายเดือนหรือแม้กระทั่งรายวันที่มีความเป็นปัจจุบันมาเพื่อใช้ในการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP การใช้ข้อมูลทางเศรษฐกิจอื่นที่มีการรายงานเป็นรายเดือนก็จะช่วยให้แบบจำลองสามารถปรับค่าการพยากรณ์ให้เป็นปัจจุบันมากขึ้น โดยเฉพาะในช่วงเวลาก่อนที่จะมีการรายงานข้อมูลจริงของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ³

งานวิจัยนี้ประยุกต์แบบจำลองที่ใช้การประมาณค่าทางสถิติที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Data Model) โดยแบบจำลองในกลุ่มนี้ได้รับการพัฒนาขึ้นมาในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาเพื่อใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่ปรับตัวอย่างรวดเร็วดตามภาวะเศรษฐกิจ (ข้อมูลที่มีความถี่สูง) เช่น อัตราแลกเปลี่ยน ดัชนีราคาหลักทรัพย์ ราคาน้ำมัน การส่งออก หรือดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม เป็นต้น เพื่อใช้พยากรณ์ตัวแปรเศรษฐกิจอื่นที่ปรับตัวช้า (ข้อมูลที่มีความถี่ต่ำ) เช่น ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ แบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันแบ่งเป็น 4 กลุ่มหลักได้แก่

1. แบบจำลอง Bridge (Bridge Model)⁴
2. แบบจำลอง Mixed Data Sampling (MIDAS)⁵
3. แบบจำลอง Mixed Frequency Vector Autoregression (MF-VAR)⁶
4. แบบจำลอง Mixed Frequency Factor (Mixed Frequency Factor Model) เช่น แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ซึ่งสามารถใช้พยากรณ์ทั้งข้อมูลตัวเลข (Point Forecast) และการกระจายของข้อมูล (Distribution Forecast)⁷

แบบจำลองสองประเภทแรกเป็นแบบจำลองอนุกรมเวลาเชิงเดี่ยว (Univariate Time Series Model) ในขณะที่แบบจำลอง Mixed Frequency VARs และแบบจำลอง Mixed Frequency Factor เป็นแบบจำลองอนุกรมเวลาเชิงพหุ (Multivariate Time Series Model) ซึ่งจะถูกจัดรูปให้อยู่ในระบบสมการ

³ นอกจากการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP แล้ว แบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันสามารถประยุกต์ใช้กับงานศึกษาด้านอื่นด้วย เช่น Chen and Tsay (2011) พัฒนาแบบจำลอง Generalized Autoregressive Distributed Lag (GADL) โดยพบว่าข้อมูลรายวันของอัตราแลกเปลี่ยนสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงรายไตรมาสของราคาสินค้าโภคภัณฑ์ได้

⁴ ตัวอย่างเช่น Baffigi et al. (2004)

⁵ ตัวอย่างเช่น Andreou et al. (2013)

⁶ ตัวอย่างเช่น Kuzin et al. (2011)

⁷ Marcellino et al. (2013) ประยุกต์ใช้แบบจำลอง Mixed Frequency Dynamic Factor Model ในการพยากรณ์ GDP ของกลุ่มประเทศสหภาพยุโรป

ประเทศไทยเป็นระบบเศรษฐกิจแบบเปิดขนาดเล็ก (Small Open Economy) ซึ่งการเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทยขึ้นอยู่กับทั้งปัจจัยภายในและปัจจัยภายนอกประเทศ ตัวอย่างสำหรับปัจจัยภายใน เช่น การบริโภคภาคครัวเรือน การลงทุนทั้งภาครัฐและภาคเอกชน สำหรับปัจจัยภายนอกนั้นขึ้นอยู่กับความเชื่อมโยงทางเศรษฐกิจ (Network Economy) ที่ประเทศไทยมีกับประเทศต่างๆ ผ่านสองช่องทางหลัก คือ ช่องทางการค้าระหว่างประเทศ และช่องทางการเคลื่อนย้ายเงินทุนระหว่างประเทศ กล่าวคือประเทศไทยเป็นทั้งผู้ส่งออกและนำเข้าสินค้า รวมทั้งเป็นประเทศที่พึ่งพาเงินทุนระหว่างประเทศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการส่งออกนับว่าเป็นกลไกหลักในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย (Export-led Growth) มาโดยตลอด⁸ ซึ่งมาตรการด้านการส่งเสริมการส่งออกได้เริ่มมีการกล่าวถึงมาตั้งแต่แผนพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ ฉบับที่ 3 (พ.ศ. 2515 – 2519)⁹ ดังนั้นสถานการณ์ทางเศรษฐกิจหรือแม้กระทั่งการเปลี่ยนแปลงนโยบายทางเศรษฐกิจของประเทศต่างๆ ย่อมส่งผลกระทบต่อประเทศไทยผ่านทั้งสองช่องทางหลักข้างต้นอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ยกตัวอย่างเช่น วิกฤติซับไพรม์ (Subprime Crisis) ที่เริ่มขึ้นในปี พ.ศ. 2551 ในประเทศสหรัฐอเมริกาทำให้การส่งออกของไทยไปสหรัฐอเมริกาตกลงร้อยละ 17.82 ในปี พ.ศ. 2552 ส่วนวิกฤตินี้สาธารณะของสหภาพยุโรปทำให้การส่งออกของไทยไปสหภาพยุโรปลดลงร้อยละ 9.65 ในปี พ.ศ. 2555¹⁰ ซึ่งการส่งออกที่ลดลงนี้ได้ส่งผลต่อการเติบโตทางเศรษฐกิจของไทยด้วย รวมทั้งมาตรการผ่อนคลายทางการเงิน (Quantitative Easing: QE) ที่ธนาคารกลางหลายประเทศ เช่น สหรัฐอเมริกาและญี่ปุ่น เป็นต้น ดำเนินการอยู่ก็ส่งผลต่อการเคลื่อนไหวของอัตราแลกเปลี่ยน และส่งผลผ่านไปยังการส่งออกและนำเข้าของประเทศไทยด้วยเช่นกัน

งานวิจัยนี้จะศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยทั้งในประเทศและต่างประเทศที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) นอกจากนี้ งานวิจัยจะศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคล และของใช้ในครัวเรือน (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods) ทั้งนี้หากพิจารณาภาคเศรษฐกิจตามบัญชีประชาชาติ จะพบว่าภาคเศรษฐกิจสำคัญที่ช่วยขับเคลื่อนการเติบโตทางเศรษฐกิจก็คือการผลิตสาขาอุตสาหกรรม โดยที่การผลิตสาขาอุตสาหกรรมนี้มีสัดส่วนสูงเป็นอันดับที่หนึ่งของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ในปี พ.ศ. 2556 ซึ่งมีสัดส่วนร้อยละ 32.95 และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ มีสัดส่วนสูงเป็นอันดับที่สองที่ร้อยละ 12.98¹¹ เพื่อทดสอบ Robustness ของแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา งานวิจัยจะเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากแบบจำลองกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลองทางอนุกรมเวลาอื่นๆ ด้วย เช่น แบบจำลอง Autoregressive

ภาพที่ 1.1 แสดงอัตราการเติบโตของเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ซึ่งจะเห็นได้ว่าเศรษฐกิจไทยได้ประสบกับภาวะเศรษฐกิจถดถอย 3 ครั้ง ในช่วงไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2537 ถึงไตรมาสที่ 2 ปี พ.ศ. 2556 โดยอัตราการเติบโตต่ำที่สุดเป็นติดลบร้อยละ 13.92 เมื่อไตรมาสที่ 3 ปี พ.ศ. 2541 ในขณะที่ การผลิตสาขาอุตสาหกรรมมีวัฏจักรเศรษฐกิจสอดคล้องกับเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (ภาพที่ 1.2) แต่อัตราการเติบโตต่ำที่สุดติดลบร้อยละ 21.60 เมื่อไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2554 ซึ่งเป็นผลจากมหาอุทกภัยในปีดังกล่าว แต่เมื่อพิจารณาสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก

⁸สัดส่วนการส่งออกต่อผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ของไทย ในช่วงปี พ.ศ. 2536-2555 เฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 63.74 คำนวณโดยใช้ข้อมูลจากสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ และศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร สำนักงานปลัดกระทรวงพาณิชย์ โดยความร่วมมือจากกรมศุลกากร

⁹แผนพัฒนา ฉบับที่ 3 ระบุมาตรการด้านการส่งเสริมการส่งออก ข้าว ข้าวโพด และสินค้าอุตสาหกรรม

¹⁰คำนวณโดยใช้ข้อมูลจากศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร สำนักงานปลัดกระทรวงพาณิชย์ โดยความร่วมมือจากกรมศุลกากร

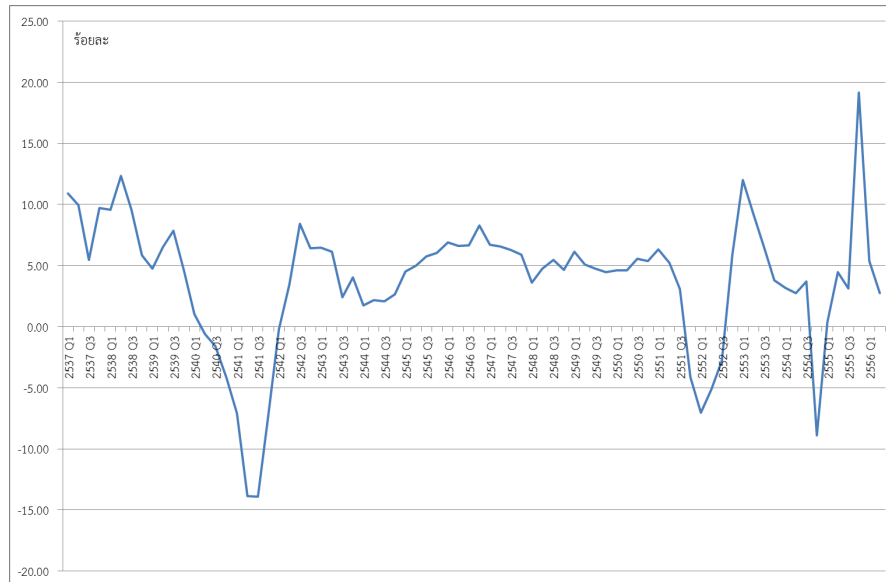
¹¹ในขณะที่สาขาเกษตรกรรม (Agriculture) มีสัดส่วนเพียงร้อยละ 8.29 ของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ในปี พ.ศ.

การซ่อมแซมฯ (ภาพที่ 1.3) ก็จะพบว่า ถึงแม้ว่าสาขาทางเศรษฐกิจนี้จะประสบกับภาวะเศรษฐกิจถดถอย 3 ครั้ง แต่ช่วงเวลานั้นแตกต่างจากเศรษฐกิจไทยในภาพรวม และการผลิตสาขาอุตสาหกรรม กล่าวคืออัตราการเติบโตของสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมฯ นั้นติดลบในช่วงไตรมาสที่ 2 – 4 ปี พ.ศ. 2544 แต่ติดลบมากที่สุดร้อยละ 16.22 เมื่อไตรมาสที่ 2 ปี พ.ศ. 2541 จะเห็นได้ว่าวัฏจักรเศรษฐกิจของสามภาคเศรษฐกิจข้างต้นมีช่วงเวลาที่แตกต่างกัน ดังนั้นนโยบายทางเศรษฐกิจที่จะนำมาใช้เพื่อให้สอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจแต่ละภาคเศรษฐกิจนั้นก็ควรมีความแตกต่างกันด้วยเช่นกัน

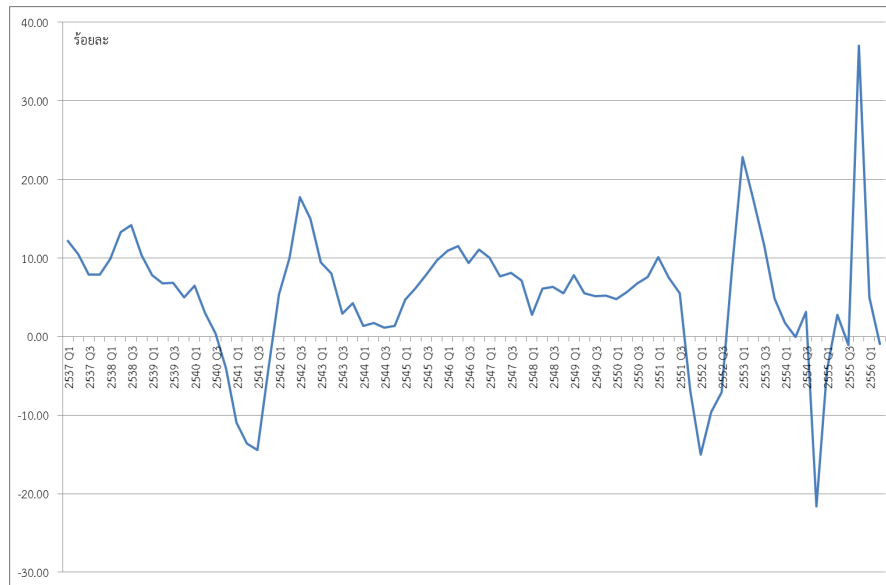
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. จัดทำแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Data Model) ในการศึกษาเศรษฐกิจไทยในภาพรวม
2. ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อเศรษฐกิจไทยในภาพรวม
3. จัดทำแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods)
4. ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) ของไทย รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อภาคอุตสาหกรรมการผลิตของไทย
5. ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods) ของไทย รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ของไทย
6. วิเคราะห์เชื่อมโยงผลการศึกษาเพื่อนำไปสู่ศูนย์เชิงนโยบาย

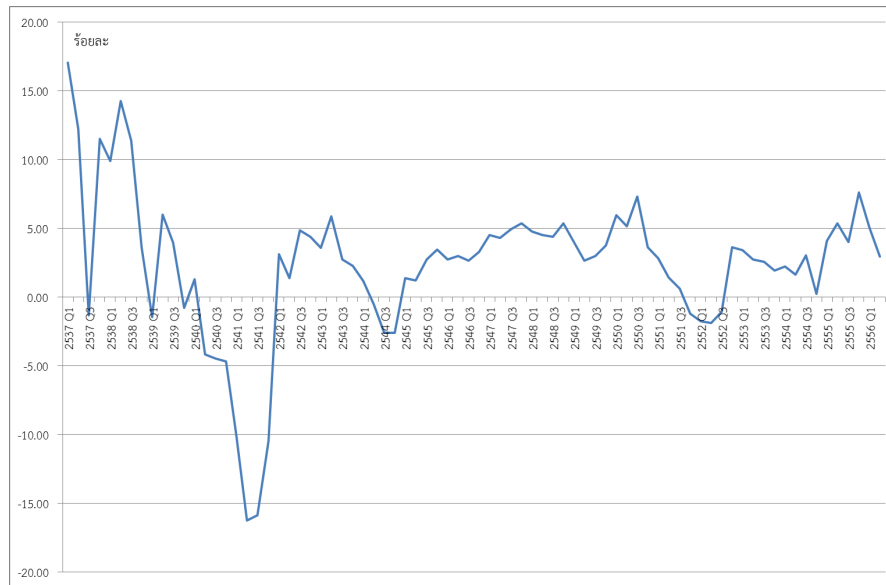
ภาพที่ 1.1: อัตราการเติบโตของเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2537 - ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2556)



ภาพที่ 1.2: อัตราการเติบโตของเศรษฐกิจสาขาการผลิตอุตสาหกรรม (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2537 - ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2556)



ภาพที่ 1.3: อัตราการเติบโตของเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2537 - ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2556)



2 วรรณกรรมปริทัศน์

2.1 งานศึกษาที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันในแต่ละประเทศ

แบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Data Model) นิยมใช้เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศที่แท้จริง (Real GDP) ในระยะสั้น (Short-term Forecasting) ประมาณ 1 – 2 ไตรมาสข้างหน้า ซึ่งสามารถจำแนกได้เป็น 4 ประเภทหลัก ได้แก่

1. แบบจำลอง Bridge (Bridge Model)
2. แบบจำลอง Mixed Data Sampling (MIDAS)
3. แบบจำลอง Mixed Frequency VARs
4. แบบจำลอง Mixed Frequency Factor (Mixed Frequency Factor Model)

2.1.1 แบบจำลอง Bridge (Bridge Model)

แบบจำลอง Bridge มีลักษณะเป็นสมการถดถอยแบบเส้นตรง (Linear Regression) ที่เชื่อมโยง (Bridge) ข้อมูลที่มีความถี่สูง (High Frequency) ที่เป็นข้อมูลรายเดือน เช่น ดัชนีการผลิตภาคอุตสาหกรรม (Industrial Production Index) กับข้อมูลที่มีความถี่ต่ำ (Low Frequency) ที่เป็นข้อมูลรายไตรมาส เช่น อัตราการเติบโตของ Real GDP ข้อดีของแบบจำลอง Bridge คือทำให้เราสามารถพยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP รายไตรมาสล่วงหน้าได้ถึงแม้ว่ายังไม่สิ้นไตรมาส ซึ่งเรียกว่า Nowcasting แต่ข้อเสียก็คือเป็นแบบจำลองทางสถิติมากกว่าแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ กล่าวคือเหตุผลที่ตัวแปรถูกนำมาใช้ในแบบจำลองเป็นเพราะว่าตัวแปรนั้นมีลักษณะเป็นข้อมูลปัจจุบัน (Timely Updated Information)

การพยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP โดยใช้แบบจำลอง Bridge ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกคือการพยากรณ์ตัวชี้วัด (Indicator) ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือนไปจนครบไตรมาส ยกตัวอย่างเช่น ในไตรมาสที่หนึ่ง ตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ของเดือนที่หนึ่งอาจจะถูกประกาศต่อสาธารณะตอนปลายเดือนที่สองของไตรมาสนั้น ข้อมูลของตัวชี้วัดดังกล่าวจะถูกนำมาพยากรณ์เพื่อให้ได้ข้อมูลของตัวชี้วัดตัวนี้จนครบสามเดือนของไตรมาสที่หนึ่ง ซึ่งแบบจำลองในการใช้พยากรณ์ตัวชี้วัดส่วนใหญ่เป็นแบบจำลองอนุกรมเวลาเชิงเดี่ยว (Univariate Time Series) เช่นแบบจำลอง Autoregressive (AR) ขั้นตอนที่สอง เป็นการนำค่าพยากรณ์จากขั้นตอนที่หนึ่งมาปรับเปลี่ยนให้เป็นข้อมูลรายไตรมาสแล้วนำมาใช้เป็น Regressors ในด้านขวามือของสมการของแบบจำลอง Bridge

Baffigi et al. (2004) ใช้แบบจำลอง Bridge เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจของสหภาพยุโรป (Euro Area) โดยเป็นไปตามสมการ

$$\begin{aligned}
\Delta \log(GDPEU_t) = & 5.498 - 0.290\Delta \log(GDPEU_{t-2})) \\
& + 0.480\Delta \log(GDPEU_{t-1}) + 0.256\log(IPEU_t) \\
& + 0.097TREND - 0.051\Delta \log(COMPE12_{t-2}) \\
& + 0.023\Delta \log(BCIBE_t) + e_t^{EU}
\end{aligned} \tag{2.1}$$

โดยที่ Δ คือ Difference operator และ GDPEU คือผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของสหภาพยุโรป IPEU คือดัชนีการผลิตอุตสาหกรรม (Industrial Production Index) ที่ปรับฤดูกาล TREND คือตัวแปรค่าแนวโน้ม COMPE12 คือดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate) และ BCIBE คือ Belgian Business Climate Indicator แบบจำลองข้างต้นสามารถเรียกได้ว่าเป็นการศึกษาด้านอุปทาน (Supply Side) ของระบบเศรษฐกิจ ในขณะที่แบบจำลองที่ศึกษาด้านอุปสงค์ (Demand Side) ของระบบเศรษฐกิจพยากรณ์ GDP โดยใช้ตัวแปรที่เป็นส่วนประกอบของผลิตภัณฑ์มวลรวมด้านรายจ่าย เช่นการบริโภคส่วนบุคคล (Private Consumption) Baffigi et al. (2004) พบว่าการใช้ข้อมูลรายเดือนที่มีความเป็นปัจจุบันในไตรมาสก่อนๆ ช่วยทำให้การพยากรณ์ GDP ของไตรมาสก่อนๆ (Nowcasting) มีประสิทธิภาพดีขึ้น

แบบจำลองทั้งที่ศึกษาด้านอุปทานและที่ศึกษาด้านอุปสงค์มีประสิทธิภาพมากกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลองมาตรฐาน (Benchmark) เช่น แบบจำลอง Autoregressive ลำดับที่ 5 (AR (5)) และแบบจำลอง Vector Equilibrium Correction Model (VEqCM) ซึ่งเป็นแบบจำลองเชิงโครงสร้าง (Structural Model) โดยตัวชี้วัดด้านอุปทานที่มีบทบาทในการพยากรณ์ GDP คือดัชนีการผลิตอุตสาหกรรม (Industrial Production Index) ส่วนตัวชี้วัดที่มีบทบาทในการพยากรณ์การบริโภคส่วนบุคคล คือดัชนีการขายปลีก (Retail Sales Index) อย่างไรก็ตาม งานศึกษาพบว่าแบบจำลองด้านอุปทานให้ผลการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลองด้านอุปสงค์

นอกจากนี้ Diron (2008) ประยุกต์แบบจำลอง Bridge เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP ของสหภาพยุโรป (Euro Area) เช่นกัน โดยทำการศึกษา 2 กรณี คือกรณีที่ใช้ข้อมูลที่สะท้อนกิจกรรมทางเศรษฐกิจ ซึ่งเรียกว่า Hard Data กล่าวคือตัวแปรด้านขวามมือของสมการในแบบจำลองเป็นไปตามการคำนวณ GDP คือตัวแปรที่สะท้อนการผลิต (Output Approach) หรือตัวแปรที่สะท้อนการใช้จ่าย (Expenditure Approach) และกรณีที่ใช้ข้อมูลแบบ Soft (Soft Data) ที่เป็นข้อมูลจากการสำรวจ (Survey Data) เช่น European Commission's Economic Sentiment Indicator (ESI) ซึ่งมีข้อดีคือข้อมูลการสำรวจนั้นมีความตรงเวลา (Timeliness) และรวดเร็ว ถึงแม้ว่าอาจจะไม่ได้เป็นตัวแปรที่สามารถอธิบาย GDP ได้โดยตรง ซึ่งบางครั้งจึงถูกเรียกว่า ตัวชี้วัดทางอ้อม (Indirect Indicator) ในขณะที่ตัวแปร เช่น ดัชนีการผลิตอุตสาหกรรม (Industrial Production Index) ดัชนีการก่อสร้าง (Construction Production Index) และดัชนีการขายปลีก (Retail Sales Index) จะถูกเรียกว่า ตัวชี้วัดทางตรง (Direct Indicator) นอกจากนี้ งานศึกษายังศึกษาโดยใช้ตัวแปรทางการเงิน (Financial Data) เช่น ดัชนีค่าเงินยูโร (Euro Effective Exchange Rate) ส่วนต่างระหว่างอัตราดอกเบี้ยของพันธบัตรรัฐบาล 10 ปี กับอัตราดอกเบี้ย 3 เดือน (Spread) เป็นต้น งานศึกษานี้ใช้ทั้งข้อมูลที่เป็นข้อมูล ณ เวลาจริง (Real-time Data) และข้อมูลที่ปรับปรุงแล้ว (Revised Data) โดยพบว่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Forecast Errors) อัตราการเติบโตของ Real GDP จากการใช้ข้อมูล ณ เวลาจริง และข้อมูลที่ปรับปรุงแล้ว มีค่าน้อยกว่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จากแบบจำลอง Autoregressive อย่างไรก็ตาม การพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลที่ปรับแล้ว อาจทำให้การตัดสินใจดำเนินนโยบายต่างไปจากการใช้ข้อมูล ณ เวลาจริง

สำหรับการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP ของประเทศสหรัฐอเมริกา โดยใช้แบบจำลอง Bridge นั้น Ingenito and Trehan (1996) ใช้แบบจำลอง VAR เพื่อพยากรณ์ตัวชี้วัดรายเดือน 3 ตัวแปรได้แก่ (1) Nonfarm Payroll Employment (2) Real Personal Consumption และ (3) Real Retail Sales โดยแบบจำลองได้นำข้อมูลในเวลาเดียวกัน (Contemporaneous Data) ของตัวชี้วัดแต่ละตัวมาช่วยในการพยากรณ์ด้วย และเมื่อพยากรณ์ตัวชี้วัดรายเดือนจนครบไตรมาสแล้ว ก็นำค่าพยากรณ์มาหาค่าเฉลี่ยของตัวชี้วัดแต่ละตัวแล้วจึงนำไปใช้พยากรณ์ GDP ในไตรมาสอื่นๆ (Nowcasting) งานศึกษาพบว่าการใช้ข้อมูล Real Personal Consumption ในไตรมาสอื่นๆ ช่วยทำให้การพยากรณ์ GDP มีประสิทธิภาพดีขึ้น คือมีค่า RMSE ลดลง ในขณะที่ Stark (2000) พยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP ของประเทศสหรัฐอเมริกาโดยใช้แบบจำลอง Bayesian Vector Error Correction และพบว่าข้อมูลรายเดือนช่วยเพิ่มความถูกต้องในการพยากรณ์โดยเฉพาะการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้า

นอกจากนี้ แบบจำลอง Bridge ยังได้ถูกนำไปใช้ศึกษาในการพยากรณ์อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศอื่นๆ เช่นกัน ยกตัวอย่างเช่น Barhoumi et al. (2012) ศึกษาการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP รายไตรมาสของประเทศฝรั่งเศส

2.1.2 แบบจำลอง Mixed Data Sampling (MIDAS)

แบบจำลอง MIDAS เป็นแบบจำลองที่ได้รับการพัฒนาอย่างรวดเร็วในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา โดยแบบจำลองเป็นแบบจำลองอนุกรมเวลาเชิงเดี่ยว (Univariate Time Series Model) เริ่มต้นจาก Ghysels et al. (2004) ที่พัฒนาแบบจำลอง MIDAS เพื่อใช้ข้อมูลที่มีความถี่สูงในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความถี่ต่ำ ซึ่งมีลักษณะคล้ายกับสมการถดถอยที่มีการกระจายตัวของตัวแปรในช่วงเวลาก่อนหน้า (Regression Models with Distributed Lags) สำหรับตัวแปรอธิบาย (Explanatory Variable) เพียงตัวแปรเดียว สมการของแบบจำลอง MIDAS เบื้องต้น คือ

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m})x_{t-1}^{(m)} + \epsilon_t^{(m)} \quad (2.2)$$

โดยที่ y_t คือตัวแปรที่มีความถี่ต่ำที่สามารถสังเกตได้ในช่วงเวลา t เพียง 1 ครั้ง ส่วน $x_t^{(m)}$ เป็นตัวแปรที่มีความถี่ที่สูงกว่า y_t อยู่ m เท่าในเวลาเดียวกัน นั่นคือ $x_t^{(m)}$ เป็นตัวแปรที่สามารถสังเกตได้ m ครั้ง ในเวลาเดียวกันกับ y_t ยกตัวอย่างเช่น กรณีที่ $m = 3$ นั้น $x_t^{(3)}$ ก็จะเป็นข้อมูลรายเดือน และตัวแปร y_t ก็จะเป็นข้อมูลรายไตรมาส ฟังก์ชัน $B(L^{1/m}) = \sum_{j=0}^{j^{max}} B(j)L^{j/m}$ เป็นฟังก์ชันโพลิโนเมียลที่มีความยาว j^{max} ของ Lag Operator $L^{1/m}$ นั่นคือ $L^{j/m}x_t^{1/m} = x_{t-j/m}$ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ $B(j)$ ของ Lag Operator ถูกกำหนดค่าพารามิเตอร์ (Parameterization) ให้เป็นฟังก์ชันเช่น Exponential Almon Lag หรือ Beta Lag ดังนั้นการประมาณค่าแบบจำลองจึงใช้วิธีการ Non-linear Least Squares (NLS)

งานศึกษาที่ใช้แบบจำลอง MIDAS เริ่มต้นโดยใช้เพื่อศึกษาข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) แล้วจึงพัฒนาเพื่อศึกษาข้อมูลทางเศรษฐกิจมหภาค (Macroeconomic Data) เช่น Clements and Galvao (2008) และ Andreou et al. (2013)

Clements and Galvao (2008) ประยุกต์แบบจำลอง MIDAS โดยเพิ่มตัวแปรอธิบาย (Explanatory Variable) ในช่วงเวลาก่อนหน้าในด้านขวามือของสมการที่จะใช้ในการประมาณค่า ซึ่งเรียกแบบจำลองนี้ว่า MIDAS-AR ตามสมการดังนี้

$$y_t = \beta_0 + \lambda y_{t-3} + \beta_1 B(L^{1/3})x_{t-3}^{(3)} + \epsilon_t^{(3)} \quad (2.3)$$

โดยที่ y_t เป็นข้อมูล GDP รายไตรมาส และ x_t เป็นข้อมูลรายเดือน m ในสมการที่ (2.2) จึงเท่ากับ 3 แต่การประมาณค่าสมการข้างต้นทำให้เกิดปัญหาเรื่องตัวแปรที่เป็นฤดูกาล ดังนั้น Clements and Galvao (2008) จึงเสนอให้ใช้สมการ แทนคือ

$$y_t = \beta_0 + \lambda y_{t-3} + \beta_1 B(L^{1/3})(1 - \lambda L^3)x_{t-3}^{(3)} + \epsilon_t^{(3)} \quad (2.4)$$

งานศึกษานี้พบว่า การใช้ข้อมูลรายเดือนที่ยังมีไม่ครบในไตรมาสใดๆ ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ Real GDP ของประเทศสหรัฐอเมริกา และกรณีที่รู้ข้อมูล 2 เดือน (เดือนที่หนึ่งและเดือนที่สอง) ในไตรมาสใดๆ การพยากรณ์ก็จะมีประสิทธิภาพมากกว่ากรณีที่รู้ข้อมูลเพียง 1 เดือน (เดือนที่หนึ่ง) ในไตรมาสใดๆ และการพยากรณ์จากแบบจำลองนี้ก็มีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง AR distributed-lag (ADL) นอกจากนี้ การศึกษาพบว่าตัวชี้วัดรายเดือนที่สะท้อนภาคเศรษฐกิจจริงทางด้านการผลิต (Hard Indicator) ที่มีอำนาจในการพยากรณ์สูงคือ Industrial Production (IP) และ Capacity Utilization (CU) เมื่อเปรียบเทียบกับ Employment (EMP) อีกทั้งแบบจำลอง MIDAS-AR ยังมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลอง Mixed-Frequency Distributed Lag (MF-DL) และแบบจำลอง Augmented quarterly-frequency ADL (ADL-F) ที่ใช้ข้อมูลรายเดือนในการพยากรณ์เช่นกัน

Andreou et al. (2013) ใช้ข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ที่มีความถี่รายวันซึ่งมีข้อมูลจำนวนมากและมีความยาวมากเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ตัวแปรทางเศรษฐกิจมหภาค โดยมีสมมติฐานว่าข้อมูลทางการเงินมีลักษณะมองไปข้างหน้า (Forward-looking) ที่สะท้อนภาวะเศรษฐกิจในอนาคต งานศึกษานี้ใช้ข้อมูลสินทรัพย์ทางการเงิน 5 ประเภทหลัก ได้แก่ ข้อมูล Commodities (241 ตัวแปร) ข้อมูล Corporate Risk (210 ตัวแปร) ข้อมูล Equities (219 ตัวแปร) ข้อมูล Fixed Income (70 ตัวแปร) และ ข้อมูล Foreign Exchange (248 ตัวแปร) เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศสหรัฐอเมริกา งานศึกษานี้แบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด คือ ชุดที่มีข้อมูลยาว (Long Data) และชุดที่มีข้อมูลสั้น (Short Data) โดยชุด Long Data ประกอบด้วยข้อมูลรายไตรมาส 92 ไตรมาส และข้อมูลรายวัน 4,584 วัน (1/1/1986 – 31/12/2008) ส่วนข้อมูลชุด Short Data ประกอบด้วยข้อมูลรายไตรมาส 42 ไตรมาส และข้อมูลรายวัน 1,777 วัน (1/1/1999 – 31/12/2008) ข้อมูลรายวันที่เป็นข้อมูลสินทรัพย์ทางการเงิน 5 ประเภทที่ใช้ในชุด Short Data ประกอบด้วย ข้อมูล Commodities 241 ตัวแปร ข้อมูล Corporate Risk 210 ตัวแปร ข้อมูล Equities 219 ตัวแปร ข้อมูล Fixed Income 70 ตัวแปร และ ข้อมูล Foreign Exchange 248 ตัวแปร รวมทั้งสิ้น 988 ตัวแปร แต่เนื่องจากตัวแปรบางตัวเป็นตัวแปรใหม่จึงมีข้อมูลไม่ยาวนานนัก ชุด Long data จึงมีตัวแปรทั้งสิ้นเพียง 64 ตัวแปร ซึ่งประกอบด้วย ข้อมูล Commodities 27 ตัวแปร ข้อมูล Corporate Risk 9 ตัวแปร ข้อมูล Equities 11 ตัวแปร ข้อมูล Fixed Income 11 ตัวแปร และข้อมูล Foreign exchange 6 ตัวแปร อย่างไรก็ตาม ข้อมูลทั้งสองชุดมีขนาดใหญ่กว่ามากทั้งจำนวนข้อมูลและความยาวของข้อมูลหากเปรียบเทียบกับงานศึกษาที่ใช้ตัวชี้วัดรายเดือนในการพยากรณ์อัตราการเติบโตรายไตรมาส สำหรับข้อมูลรายเดือนที่นำมาใช้ในงานศึกษานี้เป็นข้อมูลเศรษฐกิจมหภาค 3 ตัวแปร ได้แก่ (1) Chicago Fed National Activity Index (2) Institute for Supply Management Manufacturing: New Orders Index และ (3) Total Nonfarm Payroll Employment และข้อมูลรายไตรมาสเป็นข้อมูลชุดเดียวกับ Stock and Watson (2008) โดยสรุปแล้ว งานศึกษานี้พบว่าการใช้ข้อมูลทางการเงินที่เป็นรายวันร่วมกับข้อมูลเศรษฐกิจมหภาคนั้นช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง MIDAS-AR โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลอง AR

Ghysels and Wright (2009) เปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง MIDAS กับค่าพยากรณ์ที่ได้จากการสำรวจ (Professional Forecasts) 2 ประเภท ได้แก่ Survey of Professional Forecasters และ Consensus Forecasts ซึ่งค่าพยากรณ์จากการสำรวจนี้มีผลต่อการคาดการณ์ของหน่วยเศรษฐกิจ จึงเป็นอีกข้อมูลหนึ่งที่ผู้

ดำเนินนโยบายให้ความสำคัญเช่นกัน งานศึกษานี้ใช้ข้อมูลราคาสินทรัพย์ (Asset Price) รายวัน เพื่อพยากรณ์ 'ค่าพยากรณ์' ข้อมูลเศรษฐกิจจากการสำรวจที่กำลังจะถูกประกาศออกมา เช่น อัตราการเติบโตของ GDP อัตราเงินเฟ้อของ CPI และอัตราการว่างงาน เป็นต้น งานศึกษาพบว่าข้อมูลรายวันจาก Yield Curves ให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าข้อมูลอัตราดอกเบี้ยของหลักทรัพย์

แบบจำลอง MIDAS ได้ถูกพัฒนาอย่างรวดเร็ว เช่น Nonlinear MIDAS Asymmetric MIDAS Smooth Transition MIDAS และ Markov-Switching MIDAS เป็นต้น Foroni and Marcellino (2013) ให้รายละเอียดเบื้องต้นเกี่ยวกับแบบจำลอง MIDAS ต่างๆ ข้างต้น

2.1.3 แบบจำลอง Mixed Frequency Vector Autoregressions (MF-VAR)

แบบจำลอง MF-VAR เป็นแบบจำลองที่อยู่ในระบบสมการ ในการพยากรณ์ข้อมูลรายไตรมาสแบบจำลองกำหนดให้ข้อมูลรายไตรมาสเป็นข้อมูลรายเดือนที่ข้อมูลบางเดือนไม่สามารถสังเกตได้ (Unobserved Values) หรือเป็นข้อมูลรายเดือนที่ข้อมูลบางเดือนหายไป (Missing Values) วิธีการประมาณค่าแบบจำลองมี 2 วิธีได้แก่ วิธีดั้งเดิม (Classical Approach) เช่น Maximum Likelihood Estimation (MLE) และวิธี Bayesian (Bayesian Approach) แบบจำลอง MF-VAR นำตัวแปรทั้งที่เป็นรายไตรมาสและรายเดือนมาเขียนอยู่ในระบบสมการเดียวกัน ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบจำลอง State-space (State-space Model) ได้ โดยที่สมการ State-transition คือสมการ VAR ของข้อมูลที่ใช้

Mariano and Murasawa (2010) ใช้วิธีการประมาณค่าแบบ MLE เพื่อสร้างดัชนีพ้องเศรษฐกิจที่เป็นรายเดือนเพื่อเป็นตัวประมาณการ GDP รายเดือน ซึ่งงานศึกษาพบว่าดัชนีพ้องเศรษฐกิจตัวนี้เคลื่อนไหวไปกับ Real GDP ได้ดีกว่า Common Factor ดังนั้นดัชนีพ้องเศรษฐกิจตัวนี้จึงเป็นตัวประมาณการวัฏจักรธุรกิจได้ดีและสอดคล้องกับวัฏจักรธุรกิจของ National Bureau of Economic Research (NBER)

Kuzin et al. (2011) พบว่า แบบจำลอง MF-VAR และแบบจำลอง MIDAS (อยู่ในรูปสมการเชิงเดียว) เป็นส่วนเสริมซึ่งกันและกันในการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ของสหภาพยุโรป (Euro Area) กล่าวคือ แบบจำลอง MIDAS-AR พยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพในช่วง 1-3 เดือนข้างหน้า ส่วนแบบจำลอง MF-VAR พยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพในช่วง 8-9 เดือนข้างหน้า Foroni and Marcellino (2012) พบข้อสรุปเหมือนกันว่า MIDAS-AR พยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ของสหภาพยุโรป (Euro Area) ในระยะสั้นได้มีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลอง MF-VAR

Schorfheide and Song (2013) ประมาณค่าแบบจำลอง MF-VAR ด้วยวิธีประมาณค่าแบบ Bayesian เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ของประเทศสหรัฐอเมริกา ระหว่างแบบจำลอง MF-VAR และแบบจำลอง VAR ที่ใช้เฉพาะข้อมูลรายไตรมาส (Quarterly Frequency Vector Autoregressions: QF-VAR) งานศึกษาพบว่าแบบจำลอง MF-VAR พยากรณ์ระยะสั้น 1-2 ไตรมาสข้างหน้าได้ดีกว่าแบบจำลอง QF-VAR แต่ถ้าหากเป็นการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1-2 ปี แบบจำลอง QF-VAR จะมีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลอง MF-VAR และข้อค้นพบที่สำคัญคือการมีข้อมูลที่มากขึ้นในไตรมาสนั้น ทำให้การพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ในไตรมาสนั้นๆ (Nowcasting) มีประสิทธิภาพมากขึ้น

2.1.4 แบบจำลอง Mixed Frequency Factor (Mixed Frequency Factor Model)

แบบจำลอง Mixed Frequency Factor ที่ใช้พยากรณ์ข้อมูลรายไตรมาสนั้นกำหนดให้ข้อมูลรายไตรมาสเป็นข้อมูลรายเดือนที่ข้อมูลบางเดือนหายไป (Missing Values) เช่นกัน ยกตัวอย่างเช่น เดือนที่ 1 และเดือนที่ 2 ใน

ไตรมาสนั้นหายไปจึงมีเพียงแต่ข้อมูลในเดือนที่ 3 ซึ่งเป็นเดือนสุดท้ายในไตรมาส นั้น โดยข้อมูลเดือนที่ 1 และเดือนที่ 2 ที่หายไปนั้นจะถูกคำนวณด้วย Kalman Filter ซึ่งได้จากการเขียนแบบจำลอง Mixed Frequency Factor ให้อยู่ในรูปแบบจำลอง State-space เช่นเดียวกับแบบจำลอง MF-VAR โดยที่แบบจำลอง Mixed Frequency Factor มีทั้งที่เป็นแบบจำลองขนาดเล็ก (Small Scale Model) และแบบจำลองขนาดใหญ่ (Large Scale Model)

งานศึกษาที่ใช้แบบจำลอง Mixed Frequency Factor ขนาดเล็ก (Small Scale Model) เช่น Mariano and Murasawa (2003), Camacho and Perez-Quiros (2010), and Marcellino et al. (2013) เป็นต้น Mariano and Murasawa (2003) พัฒนดัชนีพ้องเศรษฐกิจ (Coincident Index) โดยประยุกต์ใช้ทั้งข้อมูลรายเดือนและข้อมูลรายไตรมาสกับแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัต (Dynamic Factor Model) ซึ่งดัชนีพ้องเศรษฐกิจส่วนใหญ่ เช่น Composite Index (CI) และ Stock-Watson Experimental Coincident Index (XCI) ไม่ได้นำข้อมูลรายไตรมาสมาใช้คำนวณดัชนีเพราะความถี่ของข้อมูลที่ต่างกัน ดัชนีพ้องเศรษฐกิจตัวใหม่ที่งานศึกษานี้นำเสนอมีความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Deviation) ต่ำกว่าทั้ง CI และ XCI แต่มีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) กับ XCI สูงมากที่ 0.997 อย่างไรก็ตาม CI สามารถพยากรณ์จุดวกกลับทางเศรษฐกิจทั้ง Peak และ Trough ได้สอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจที่อ้างอิงโดย NBER มากกว่าดัชนีที่งานศึกษานี้นำเสนอ

Camacho and Perez-Quiros (2010) สร้างแบบจำลอง Euro-STING ที่พัฒนาจาก Mariano and Murasawa (2003) เพื่อศึกษาว่าเงื่อนไขในการประกาศค่าพยากรณ์ GDP ของสหภาพยุโรปมีผลต่อความถูกต้องของค่าพยากรณ์หรือไม่ ซึ่งโดยปกติ อัตราการเติบโตของ Real GDP ของสหภาพยุโรปจะถูกประกาศ 3 ครั้ง ครั้งที่ 1 ซึ่งเรียกว่า Flash Data จะถูกประกาศประมาณ 45 วันหลังจากสิ้นไตรมาส นั้นๆ ครั้งที่ 2 เป็นข้อมูลประมาณการครั้งที่ 1 (First Estimate) ซึ่งเป็นการทบทวนและถูกประกาศหลังจาก Flash Data ประกาศประมาณ 20 วัน และครั้งที่ 3 เป็นข้อมูลประมาณการครั้งที่ 2 (Second Estimate) ซึ่งถูกประกาศหลังจาก First Estimate ประกาศประมาณ 40 วัน งานศึกษากำหนดให้ข้อมูลที่ประกาศครั้งแรก (Flash Data) เป็นข้อมูลประมาณการครั้งที่ 2 (Second Estimate) หรือเป็นข้อมูลสุดท้าย (Final Data) ที่ประกอบด้วยความคลาดเคลื่อน หรืออีกนัยหนึ่งก็คือเมื่อขจัดสัญญาณรบกวน (Noisy Signal) ออกจากข้อมูลที่ประกาศครั้งแรก (Flash Data) ก็จะได้เป็นข้อมูลสุดท้าย (Second Estimate) นั่นเอง ข้อมูลที่ใช้ในงานศึกษานี้แบ่งเป็น 3 ชุด ชุดที่หนึ่งเป็นข้อมูลรายไตรมาสของ GDP และการจ้างงาน ข้อมูลชุดที่สองเป็นข้อมูลรายเดือนที่สะท้อนกิจกรรมทางเศรษฐกิจ (Hard Indicator) เช่น Industrial Production Index (IPI) และ Industrial New Orders Index (INO) เป็นต้น ส่วนข้อมูลชุดที่สามเป็นข้อมูลรายเดือนจากการสำรวจ (Soft Indicator) เช่น Economic Sentiment Indicator (ESI) ของสหภาพยุโรป และ German business climate index (IFO) เป็นต้น งานศึกษากำหนดให้ Hard Indicator และ Soft Indicator มีความสัมพันธ์กับข้อมูลรายไตรมาสแตกต่างกัน กล่าวคือ อัตราการเติบโตของ GDP รายไตรมาสและอัตราการเติบโตรายเดือนของ Hard Indicator มีความสัมพันธ์ทางตรงกับ Common Factor ในขณะที่อัตราการเติบโตของ GDP รายไตรมาสและระดับ (Level) ของ Soft Indicator มีความสัมพันธ์ทางตรงกับ Common Factor โดยอยู่ในรูปของผลรวมของข้อมูลเดือนปัจจุบันและข้อมูลย้อนหลัง 11 เดือน

ผลการศึกษาพบว่าการพยากรณ์แบบ In-sample นั้น Hard Indicator ได้รับน้ำหนักในการพยากรณ์มากกว่า Soft Indicator โดย IPI ได้รับน้ำหนักมากที่สุดเป็น 0.32 Camacho and Perez-Quiros (2010) ให้ความเห็นว่าการที่ข้อมูลจากการสำรวจได้รับน้ำหนักน้อยกว่าข้อมูลทางเศรษฐกิจเพราะว่าข้อมูลจากการสำรวจจะมีข้อมูลอย่างจำกัด (Limited Information) เมื่อข้อมูลทางเศรษฐกิจถูกประกาศออกมาแล้ว สำหรับการพยากรณ์แบบใช้ข้อมูล ณ เวลาจริง (Real-Time Data) นั้น งานศึกษาพบว่าการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลประมาณการ GDP ครั้งที่ 1 (First Estimate) ให้ผลดีกว่าการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูล Flash Data ดังนั้นการใช้ข้อมูลปัจจุบันที่มีทำให้การพยากรณ์แบบใช้ข้อมูล ณ เวลาจริง ถูกต้องมากขึ้น นอกจากนี้ Soft Indicator มีส่วนสำคัญในการพยากรณ์หาก

ใช้ข้อมูลที่เป็นปัจจุบัน

Marcellino et al. (2013) พัฒนา แบบจำลอง ปัจจัย เชิง พลวัต (Dynamic Factor Model) ที่ทั้ง Latent Common Factor และ Idiosyncratic Components มีคุณสมบัติ Stochastic Volatility เพื่อศึกษาและวิเคราะห์อัตราการเติบโตของ GDP ของสหภาพยุโรป ซึ่งแบบจำลองนี้สามารถพยากรณ์ความหนาแน่น (Density Forecast) ของค่าพยากรณ์ได้ด้วย นอกจากนี้ งานศึกษานี้ได้ใช้การประมาณค่าแบบเบย์ (Bayesian Estimation) งานศึกษาพบว่าแบบจำลองที่กำหนดให้ Shocks มีคุณสมบัติ Stochastic Volatility ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความหนาแน่น (Density Forecast) ของค่าพยากรณ์ เช่นเดียวกับงานศึกษาของ Clark (2011) ที่ใช้แบบจำลอง Bayesian Vector Autoregressions (BVARs) ที่กำหนดให้ Shocks มีคุณสมบัติ Stochastic Volatility เพื่อให้แบบจำลองสามารถอธิบายความผันผวนของตัวแปรทางเศรษฐกิจที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา

งานศึกษาที่ใช้แบบจำลอง Mixed Frequency Factor ขนาดใหญ่ (Large Scale Factor) เช่น Angelini et al. (2008), Giannone et al. (2008), Banbura and Modugno (2014), และ Schumacher and Breitung (2008) เป็นต้น Angelini et al. (2008) ประมาณค่า Common Factor โดยใช้ข้อมูลรายเดือนถึง 85 ตัวแปร ประกอบด้วย ข้อมูลเศรษฐกิจจริง (Economic Activity Data) ของสหภาพยุโรป 19 ตัวแปร ข้อมูลจากการสำรวจ (Survey Data) 24 ตัวแปร ข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) 22 ตัวแปร ข้อมูลเศรษฐกิจต่างประเทศ (International Economy Data) 11 ตัวแปร ข้อมูลด้านการจ้างงาน (Employment Data) 5 ตัวแปร และข้อมูลปริมาณเงินและเงินกู้ (Monetary Aggregate and Loan Data) 4 ตัวแปร ค่า Factor ที่ได้ถูกนำมาหาค่าเฉลี่ยเพื่อทำให้ข้อมูลเป็นรายไตรมาส แล้วจึงนำค่าเฉลี่ยดังกล่าวไปพยากรณ์ GDP โดยใช้แบบจำลอง Bridge ซึ่ง Angelini et al. (2008) เรียกว่าเป็นแบบจำลอง 'Bridge with Factors' ผลการศึกษาระบุว่า แบบจำลอง 'Bridge with Factors' พยากรณ์อัตราการเติบโตของสหภาพยุโรปได้มีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลอง Bridge ที่ใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge ที่นำมาเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยของค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง Bridge 85 สมการ Giannone et al. (2008) ประยุกต์ใช้แบบจำลอง Mixed Frequency Factor ขนาดใหญ่กับข้อมูลรายเดือน 200 ตัวแปร เพื่อพยากรณ์โดยแบบจำลอง Bridge งานศึกษานี้พบว่าการใช้ข้อมูลที่ประกาศออกมาใหม่ทำให้การพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP และอัตราเงินเฟ้อของไตรมาสปัจจุบัน (Nowcasting) มีความถูกต้องมากขึ้น นอกจากนี้ข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft Indicator) มีผลต่อการพยากรณ์ในเวลาปัจจุบันมากกว่าข้อมูลเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) เพราะข้อมูลเศรษฐกิจจริงถูกประกาศออกมาล่าช้ากว่าข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น Schumacher and Breitung (2008) พบข้อสรุปตรงกันว่าการมีข้อมูลรายเดือนที่เป็นปัจจุบันช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ประเทศเยอรมนี และข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น ช่วยทำให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพมากขึ้น อย่างไรก็ตาม Banbura and Modugno (2014) และ Alvarez et al. (2012) พบว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัต (Dynamic Factor Model) ที่ใช้ชุดข้อมูลขนาดใหญ่ไม่จำเป็นที่จะให้ผลการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัต (Dynamic Factor Model) ที่ใช้ชุดข้อมูลขนาดเล็ก

2.2 งานศึกษาที่เกี่ยวข้องในประเทศไทย

ธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) ได้พัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์เศรษฐกิจ เช่น Bank of Thailand's Macroeconometric Model (BOTMM) แบบจำลองภายใต้กรอบแนวคิด Dynamic Stochastic General Equilibrium (DSGE) แบบจำลองกึ่งโครงสร้างขนาดเล็ก (A Small Semi-structural Model) และแบบจำลองอนุกรมเวลา

Tanboon (2008) พัฒนาแบบจำลองเศรษฐกิจโดยใช้กรอบแนวคิด Dynamic Stochastic General Equilibrium (DSGE) ซึ่งเป็นการผสมผสานระหว่างกรอบแนวคิด Neoclassical Real Business Cycle กับ New Keynesian โดยที่ Goodfriend and King (1997) เรียกกรอบแนวคิดใหม่นี้ว่า New Neoclassical Synthesis แบบจำลองของ Tanboon (2008) ประกอบด้วยหน่วยเศรษฐกิจหลัก 4 หน่วย ได้แก่ ครัวเรือน (Households) ผู้ผลิต (Firms) ธนาคาร (Banks) และผู้ดำเนินนโยบายการคลังและการเงิน (Fiscal and Monetary Authorities) ครัวเรือนแสวงหาอรรถประโยชน์สูงสุดโดยการเลือกระดับการบริโภคและค่าจ้างที่เหมาะสมภายใต้งบประมาณที่จำกัด ครัวเรือนสามารถกำหนดค่าจ้างเนื่องจากตลาดแรงงานมีโครงสร้างเป็น Monopolistically Competitive ผู้ผลิตผลิตสินค้ามี 2 ประเภท ผู้ผลิตประเภทแรกเป็นผู้ผลิตสินค้าในประเทศ (Domestic Firms) โดยใช้ปัจจัยการผลิต 3 ประเภท ได้แก่ แรงงาน สินค้าแรงงาน และทุน ผู้ผลิตเลือกราคาสินค้าที่เหมาะสม เนื่องจากตลาดสินค้ามีโครงสร้างเป็น Monopolistically Competitive เช่นกัน ส่วนผู้ผลิตประเภทที่สองเป็นผู้ผลิตเพื่อการส่งออก (Export Firms) ซึ่งใช้ปัจจัยการผลิต 3 ประเภทเช่นเดียวกัน แต่ขายสินค้าในตลาดแข่งขันสมบูรณ์ (Perfect Competitive) หน่วยเศรษฐกิจถัดมาคือธนาคาร ซึ่งทำหน้าที่ส่งผ่านนโยบายการเงินไปสู่ระบบเศรษฐกิจผ่านช่องทางการกู้ยืม (Lending Channel) ด้านอุปทานการให้สินเชื่อ (Supply Side of Credit) ภาครัฐและธนาคารกลางดำเนินนโยบายภายใต้กฎ (Rule) ที่กำหนดไว้ งานศึกษาได้คำนวณหาคุณภาพของแบบจำลอง แล้วจึงประมาณการแบบจำลองด้วยวิธีการ Bootstrap ตามที่เสนอไว้โดย Benes et al. (2007)

Pongsaparn (2008) พัฒนาแบบจำลองกึ่งโครงสร้างขนาดเล็ก (A Small Semi-structural Model) เพื่อเสริมกับแบบจำลอง BOTMM และแบบจำลอง BOT-DSGE ซึ่งเป็นแบบจำลองขนาดใหญ่ แบบจำลองนี้กำหนดให้ประเทศไทยเป็นระบบเศรษฐกิจแบบเปิดขนาดเล็ก (Small Open Economy) ภายใต้กรอบแนวคิด New Neoclassical Synthesis สมการที่อธิบายเศรษฐกิจของประเทศไทยมี 5 สมการหลักได้แก่ สมการอุปสงค์มวลรวม (Aggregate Demand) สมการอุปทานมวลรวม (Aggregate Supply) สมการอัตราแลกเปลี่ยน (Exchange Rate) สมการกฏนโยบายการเงิน (Monetary Policy Rule) และสมการดุลบัญชีเดินสะพัด (Current Account) โดยงานศึกษานี้ประยุกต์ใช้การประมาณค่าแบบ Bayesian (Bayesian Estimation)

3 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาและวิธีการศึกษา

3.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

งานศึกษานี้ประยุกต์ใช้แบบจำลองของ Marcellino et al. (2013) และ Mariano and Murasawa (2010) โดยกำหนดให้ $Y_{q,t}$ คือผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ซึ่งเป็นข้อมูลรายไตรมาส แต่แบบจำลองนี้พิจารณาให้เป็นข้อมูลรายเดือนที่มีค่าเฉพาะเดือนที่ 3 ของแต่ละไตรมาส และอีกสองเดือนที่เหลือ (เดือนที่ 1 และเดือนที่ 2) ในไตรมาสนั้นไม่มีค่า นั่นคือ $Y_{q,t}$ มีค่าเฉพาะเมื่อ $t = 3n$ และกำหนดให้ $Y_{m,t}$ เป็นเวกเตอร์ของ k ชุดของข้อมูลดัชนีรายเดือนโดยที่ $Y_{mj,t}$ สำหรับ $j = 1, 2, \dots, k$ เป็นข้อมูลรายเดือนของดัชนีตัวที่ j (ยกตัวอย่างเช่น $Y_{m1,t}$ เป็นดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI) และ $Y_{m2,t}$ เป็นมูลค่าการส่งออกรวมของไทย)

3.1.1 ข้อมูลแฝง (Latent) รายเดือนของข้อมูล GDP รายไตรมาส

เนื่องจากข้อมูล GDP ($Y_{q,t}$) เป็นข้อมูลรายไตรมาส แต่ข้อมูลหรือค่าดัชนีอื่นๆ มีความถี่เป็นรายเดือน งานศึกษาจึงจะประมาณค่า GDP ที่มีความถี่รายเดือน โดยการกำหนดให้ $Y_{q,t}^*$ เป็นข้อมูลแฝง (Latent) หรือเป็นข้อมูลที่ไม่สามารถสังเกตได้ (Unobserved) ที่มีความถี่เป็นรายเดือนของ $Y_{q,t}$ โดยที่ GDP รายไตรมาส ($Y_{q,t}$) เป็นค่ารวมของ GDP แฝงรายเดือน ($Y_{q,t}^*$) นั่นคือ

$$Y_{q,t} = Y_{q,t}^* + Y_{q,t-1}^* + Y_{q,t-2}^* = 3 \left(\frac{Y_{q,t}^* + Y_{q,t-1}^* + Y_{q,t-2}^*}{3} \right) \quad (3.1)$$

จากสมการที่ (3.1) GDP รายไตรมาสเป็นสามเท่าของค่าเฉลี่ยเลขคณิตของ GDP แฝงรายเดือนในไตรมาสนั้น แต่เนื่องจากค่าการเปลี่ยนแปลงในแต่ละเดือนของ GDP นั้นน้อย เราจึงสามารถประมาณค่าเฉลี่ยเลขคณิตด้วยค่าเฉลี่ยเรขาคณิตได้ (Mitchell et al. (2005)) ฉะนั้น

$$Y_{q,t} = 3 (Y_{q,t}^* Y_{q,t-1}^* Y_{q,t-2}^*)^{1/3} \quad (3.2)$$

ซึ่งเขียนในรูปลอการิทึมธรรมชาติ (Natural Logarithm) ได้เป็น

$$\ln Y_{q,t} = \ln 3 + \frac{1}{3} (\ln Y_{q,t}^* + \ln Y_{q,t-1}^* + \ln Y_{q,t-2}^*) \quad (3.3)$$

ถ้ากำหนดให้

$$y_{q,t} = \ln(Y_{q,t}/Y_{q,t-3}) = \ln Y_{q,t} - \ln Y_{q,t-3} = \Delta_3 \ln Y_{q,t}$$

เป็นอัตราการเติบโตรายไตรมาสของ GDP ที่แสดงอัตราการเติบโตของ $Y_{q,t}$ เทียบกับไตรมาสก่อน และ

$$y_{q,t}^* = \ln(Y_{q,t}^*/Y_{q,t-1}^*) = \ln Y_{q,t}^* - \ln Y_{q,t-1}^* = \Delta \ln Y_{q,t}^*$$

เป็นอัตราการเติบโตรายเดือนแฝงของ GDP ที่แสดงอัตราการเติบโตของ $Y_{q,t}^*$ เทียบกับเดือนก่อน ฉะนั้นจะได้ว่าความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการเติบโตรายไตรมาสและอัตราการเติบโตรายเดือนแฝงคือ

$$\begin{aligned} y_{q,t} &= \ln Y_{q,t} - \ln Y_{q,t-3} \\ &= \frac{1}{3} (\ln Y_{q,t}^* + \ln Y_{q,t-1}^* + \ln Y_{q,t-2}^* - \ln Y_{q,t-3}^* - \ln Y_{q,t-4}^* - \ln Y_{q,t-5}^*) \\ &= \frac{1}{3} (y_{q,t}^* + 2y_{q,t-1}^* + 3y_{q,t-2}^* + 2y_{q,t-3}^* + y_{q,t-4}^*) \end{aligned} \quad (3.4)$$

ในทำนองเดียวกัน เรากำหนดให้อัตราการเติบโตรายเดือนของข้อมูลหรือดัชนีที่มีความถี่เป็นรายเดือนเป็น

$$y_{m,t} = \Delta \ln Y_{m,t}.$$

3.1.2 แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตของข้อมูลรายเดือนที่มี Stochastic Volatility

แบบจำลองนี้ใช้สมมติฐานที่ว่า ข้อมูลแฝงรายเดือน $y_{q,t}^*$ และข้อมูลรายเดือน $y_{m,t}$ ทั้ง k ตัว มีแนวโน้มไปด้วยกันคือ ตัวแปรแต่ละตัวมีค่าบางส่วนที่มีค่าเดียวกัน ดังนั้นแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตของข้อมูลรายเดือน เป็นดังนี้

$$\begin{pmatrix} y_{q,t}^* \\ y_{m,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_q^* \\ \alpha_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_q f_t \\ \beta_m f_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{q,t} \\ u_{m,t} \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

โดยที่ค่าสเกลาร์ f_t เป็นแฟคเตอร์ร่วม (Common Factor) และสเกลาร์ $u_{q,t}$ และเวกเตอร์ $u_{m,t}$ เป็นตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic¹ รายเดือน ซึ่งอาจเกิดจากการวัด (Measurement) หรือสาเหตุอื่นที่ไม่ทราบได้

แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตใน สมการที่ (3.5) สมมติว่าดัชนีรายเดือนตัวที่ j ใดๆ ที่เป็น Hard indicator เช่นมูลค่าการส่งออกรวม จะแปรผันตามแฟคเตอร์ร่วม f_t โดยไม่มีการเสียเวลา แต่ถ้าหากดัชนีตัวที่ j ใดๆ ที่เป็น Soft indicator เช่นผลการสำรวจความคิดเห็น จะขึ้นกับ f_t เป็นรายปี กล่าวคือจะขึ้นกับผลรวมของแฟคเตอร์ร่วมในหนึ่งปีที่ผ่านมา ในแบบ $\beta_{mj} \sum_{i=0}^{11} f_{t-i}$ (Camacho and Perez-Quiros (2010))

อนึ่ง สมมติฐานที่สำคัญของแบบจำลองใน สมการที่ (3.5) คือ ตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic และ แฟคเตอร์ร่วมไม่สัมพันธ์กันทางสถิติ (Uncorrelated) เพราะฉะนั้นการเปลี่ยนแปลงร่วมของข้อมูลทุกตัวจะเกิดขึ้นโดยผ่านทางแฟคเตอร์ร่วมเท่านั้น

แบบจำลองนี้กำหนดให้พลวัตของค่าแฟคเตอร์ร่วมและตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic เป็นไปตามแบบจำลอง autoregressive ดังนี้

$$\Phi_f(L)f_t = v_t e^{\lambda_{f,t}/2} \quad (3.6)$$

$$\Phi_q(L)u_{q,t} = \epsilon_{q,t} \sigma_q e^{\lambda_{q,t}/2} \quad (3.7)$$

$$\Phi_{mj}(L)u_{mj,t} = \epsilon_{mj,t} \sigma_{mj} e^{\lambda_{mj,t}/2}, \quad j = 1, \dots, k \quad (3.8)$$

โดยที่

¹In econometrics, idiosyncratic error is used to describe error from panel data that both changes over time and across units (individuals, firms, cities, etc.) [wiki]

- โพลีโนเมียล $\Phi_i(L)$, $i = f, q, mj$ โดยที่ $j = 1, 2, \dots, k$ เป็นโพลีโนเมียลของ Lag operator (L) ที่ลำดับ p_i นั่นคือ²

$$\Phi_i(L) = 1 - \phi_{i,1}L - \phi_{i,2}L^2 - \phi_{i,3}L^3 - \dots - \phi_{i,p_i}L^{p_i} \quad (3.9)$$

- v_t , $\epsilon_{q,t}$ และ $\epsilon_{mj,t}$ เป็น uncorrelated standard normal variable $N(0, 1)$.
- $\lambda_{i,t}$, $i = f, q, mj$ คือค่า log ของค่าความแปรปรวน (Variance) ของค่าแฟคเตอร์และตัวรบกวน ลักษณะ idiosyncratic มีพลวัตเป็นไปตามลักษณะแบบสุ่มแบบไม่เบี่ยงเบน (Driftless Random Walk)

$$\lambda_{i,t} = \lambda_{i,t-1} + \theta_{i,t}\sigma_{\lambda,i}, \quad \theta_{i,t} \sim N(0, 1) \quad (3.10)$$

และเป็นอิสระต่อกันระหว่าง i โดยที่มีค่าความแปรปรวนคือ $\sigma_{\lambda,i}^2$ มีข้อสังเกตว่า log volatility ของตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic มีการเปลี่ยนแปลงแบบสุ่มซึ่งยอมให้มีการเปลี่ยนแปลงทีละน้อยแต่ต่อเนื่อง การกำหนดแบบจำลองในลักษณะนี้กำลังได้รับความนิยมในระดับมหภาค เนื่องจากสามารถกำหนดสถานการณ์ช่วงวิกฤติได้ถูกต้องสมจริงมากขึ้น (Clark (2011))

เนื่องจากตัวแปรแฝงรายเดือน $y_{q,t}^*$ ไม่มีการวัดและรายงานแต่เป็นตัวแปรรายไตรมาส $y_{q,t}$ ที่มีการวัดสมการการวัด (Measurement Equation) จึงแสดงได้โดย

$$\begin{pmatrix} y_{q,t} \\ y_{m,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_q \\ \alpha_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_q \left(\frac{1}{3}f_t + \frac{2}{3}f_{t-1} + f_{t-2} + \frac{2}{3}f_{t-3} + \frac{1}{3}f_{t-4} \right) \\ \beta_m f_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{3}u_{q,t} + \frac{2}{3}u_{q,t-1} + u_{q,t-2} + \frac{2}{3}u_{q,t-3} + \frac{1}{3}u_{q,t-4} \\ u_{m,t} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

โดยที่ $\alpha_q = 3\alpha_q^*$

3.1.3 แบบจำลอง State Space ที่มี Stochastic Volatility

สมการต่างๆ ข้างต้นสามารถเขียนในรูปแบบจำลอง state space ที่มี stochastic volatility ได้ดังนี้

$$y_t = F\mu_t \quad (3.12)$$

$$\mu_t = H\mu_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, Q_t) \quad (3.13)$$

$$\Lambda_t = \Lambda_{t-1} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \Sigma) \quad (3.14)$$

$$(3.15)$$

โดยที่

²ค่านิยามของ Lag operator L คือ $L^a x_t = x_{t-a}$ สำหรับ $a = 0, 1, 2, \dots$

- เวกเตอร์ $y_t = \begin{pmatrix} y_{q,t} \\ y_{m,t} \end{pmatrix}$ รวบรวมตัวแปรที่วัดได้ทั้งรายไตรมาสและรายเดือน
- เวกเตอร์ μ_t รวบรวมทั้งแฟคเตอร์ร่วม f_t และตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic $u_{q,t}$ และ $u_{m,t}$
- เมตริกซ์ F รวบรวม factor loading ที่เชื่อมแฟคเตอร์ร่วมและตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic กับตัวแปรที่วัดได้ทั้งรายไตรมาสและรายเดือน
- เมตริกซ์ H รวบรวมค่าสัมประสิทธิ์ autoregressive ในสมการเชิงพลวัตของค่าแฟคเตอร์ร่วมและตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic ซึ่งคือค่าสัมประสิทธิ์ในโพลีโนเมียล $\Phi_i(L)$, $i = f, q, mj$ โดยที่ $j = 1, 2, \dots, k$
- Q_t เป็นความแปรปรวนเมตริกซ์ ที่แปรเปลี่ยนตามเวลาและเป็น diagonal matrix ซึ่งตัวแปรตามแนวทแยงคือ $e^{\lambda_{f,t}}, \sigma_q^2 e^{\lambda_{q,t}}, \sigma_{mj}^2 e^{\lambda_{mj,t}}$
- เวกเตอร์ Λ_t เป็นเวกเตอร์ของ drifting volatilities, $\lambda_{i,t}$, $i = f, q, mj$ โดยที่ $j=1,\dots,k$.
- เมตริกซ์ Σ เป็น diagonal matrix ซึ่งตัวแปรตามแนวทแยงคือความแปรปรวนของ drifting volatilities, $\sigma_{\lambda,i}^2$, $i = f, q, mj$ โดยที่ $j = 1, 2, \dots, k$

ตัวอย่างของเมตริกซ์ในแบบจำลองในสมการที่ (3.12)-สมการที่ (3.14) เช่นกรณีมีข้อมูล GDP Hard indicator 1 ข้อมูล และ Soft indicator 1 ข้อมูล โดยที่แบบจำลองของแฟคเตอร์ร่วมและแต่ละตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic เป็น AR(2) มีแสดงใน (Marcellino et al., 2013, Appendix C)

3.2 การประมาณค่าแบบจำลอง (Model Estimation)

เนื่องจากแบบจำลอง state space ข้างต้นมีความพิเศษกว่าแบบจำลอง state space ทั่วไป ตรงที่มี stochastic volatilities (คือส่วน ความแปรปรวนเมตริกซ์ Q_t ที่แปรเปลี่ยนตามเวลา) และมีวัตถุประสงค์ไม่เพียงแต่เพื่อหาค่าพยากรณ์ (point forecast) เท่านั้น แต่ต้องการหาค่าความไม่แน่นอนและ density forecasting หรือ fan chart ของค่าพยากรณ์นั้นๆ ด้วย วิธีหนึ่งที่ใช้ในการประมาณค่าของตัวแปรไม่รู้ค่าและแสดง fan chart คือ Bayesian method ยกตัวอย่างเช่น Marcellino et al. (2013) ซึ่งใช้ Metropolis-Hastings (MH) อัลกอริทึม (Algorithm) กับวิธี Gibbs sampling วิธี Gibbs sampling ช่วยทำให้การ sampling ค่าของตัวแปรของแบบจำลองจาก joint posterior distribution ง่ายและเร็วขึ้น โดยการ sampling จาก distribution ของตัวแปรเพียงส่วนหนึ่ง โดยที่ตัวแปรอื่นๆ ถูกสมมติว่ารู้ (Conditional) (ดู Geweke and Tanizaki (2001), Kim and Nelson (1999)) ส่วน MH อัลกอริทึมใช้ในกรณีที่ไม่สามารถหา conditional distribution ได้ (ดู Greenberg, 2008, หน้า 96)

ในวิธีแบบ Bayesian ทั้งตัวแปร state และ hyperparameters จะถูกประมาณค่าไปด้วยกัน ซึ่งไม่เหมือนกับการประมาณแบบ classical ที่จะประมาณตัวแปร state โดยสมมติว่าค่าของ hyperparameters รู้แล้ว (อาจจะให้มาหรือประมาณมาก่อนหน้าแล้ว) การประมาณตัวแปร state ก็ใช้วิธี Maximum Likelihood (ML) ในวิธีแบบ Bayesian ทั้งตัวแปร state และ hyperparameters จะถูกประมาณในรูปของ probability density โดยถูกเรียกว่า posterior probability density เพราะจะขึ้นอยู่กับข้อมูลและความเชื่อความน่าจะเป็นของแต่ละค่า

ของตัวแปร state และ hyperparameters ก่อนที่จะมีข้อมูล (เราเรียกความน่าจะเป็นนี้ว่า prior probability density) โดยที่ posterior density จะถูกอัปเดตตามกฎของ Bayes (Bayes' Rule)

ในการใช้งานจริง ค่าที่เราต้องการส่วนใหญ่จะเป็นค่าพยากรณ์หรือช่วงของค่าพยากรณ์ ซึ่งอาศัยค่าเฉลี่ย ค่าการเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) หรือค่าเปอร์เซ็นต์ไทล์ ซึ่งคำนวณจาก marginal probability density ของบางตัวแปร ไม่ใช่ joint density ของตัวแปรทั้งหมด และเป็นที่ทราบกันดีว่านั่นเป็นสิ่งที่ยากมากโดยทั่วไป วิธีการหนึ่งที่นิยมใช้คือ วิธี Gibbs sampling

3.2.1 Gibbs Sampling

ส่วนนี้อธิบายหลักการและรายละเอียดของวิธี Gibbs Sampling ดังต่อไปนี้ สมมติว่าเรามี joint density ของ $k - dimensional$ เวกเตอร์สุ่ม, $f(z_1, z_2, \dots, z_k)$ และเราต้องการหาค่าเฉลี่ยของ z_j ซึ่งต้องอาศัย marginal density ของ z_j ,

$$f(z_j) = \int \dots \int f(z_1, z_2, \dots, z_k) dz_1 \dots dz_{j-1} dz_{j+1} \dots dz_k \quad (3.16)$$

ซึ่งโดยทั่วไปเป็นสิ่งที่ยากมากเพราะเราอาจจะไม่รู้ joint density หรือถ้าารู้ ก็ยังยากในการทำ integration

อย่างไรก็ตาม หากเรารู้ conditional densities $f(z_t | z_{j \neq t})$ สำหรับทุก $t = 1, 2, \dots, k$ โดยที่ให้ $z_{j \neq t} := \{z_1, \dots, z_{t-1}, z_{t+1}, \dots, z_k\}$ วิธี Gibbs sampling จะ sampling จาก Markov Chain Monte Carlo (MCMC) ซึ่งมี transition probabilities เป็น conditional distributions ได้และจะให้ตัวอย่างสุ่มที่มี density คล้ายกับ joint density ที่เราต้องการ

การสุ่มตัวอย่างตามวิธี Gibbs sampling เพื่อให้ได้ตัวอย่างสุ่ม $z^1, z^2, \dots, z^T$ โดยที่

$z^g = \{z_1^g, z_2^g, \dots, z_k^g\}$:

ขั้นตอนที่ 1: เลือกค่าเริ่มต้น $z_2^0, z_3^0, \dots, z_k^0$

ขั้นตอนที่ 2: สุ่มตัวอย่าง z^1 โดยที่

- z_1^1 จาก $f(z_1 | z_2^0, z_3^0, \dots, z_k^0)$
- z_2^1 จาก $f(z_2 | z_1^1, z_3^0, z_4^0, \dots, z_k^0)$
- z_3^1 จาก $f(z_3 | z_1^1, z_2^1, z_4^0, \dots, z_k^0)$
- ...
- z_k^1 จาก $f(z_k | z_1^1, z_2^1, \dots, z_{k-1}^1)$

ขั้นตอนที่ 3: ที่ iteration g^{th} , $g = 2, 3, \dots, M + L$, สุ่มตัวอย่าง z^g โดยที่

- z_1^g จาก $f(z_1 | z_2^{g-1}, \dots, z_k^{g-1})$
- z_2^g จาก $f(z_2 | z_1^g, z_3^{g-1}, \dots, z_k^{g-1})$

• ...

• z_k^g จาก $f(z_k|z_1^g, \dots, z_{k-1}^g)$

ตัวอย่างสุ่ม M ตัวอย่างที่นำไปใช้ได้คือ $z^{L+1}, \dots, z^{L+M}$ ค่าประมาณของค่าเฉลี่ยของตัวแปรสุ่ม เช่น z_t คือ $\frac{1}{M} \sum_{g=1}^M z_t^{L+g}$ โดยที่ความผิดพลาดจากค่าเฉลี่ยจริงโดยทั่วไปจะน้อยลงเมื่อจำนวน samples M มากขึ้น อนึ่ง ค่าของ L จะต้องมากพอที่ Markov chain จะถึงสภาพ steady state ซึ่งมี steady state distribution คือ joint density $f(z_1, z_2, \dots, z_k)$

มีข้อสังเกตว่า เราไม่จำเป็นต้องแบ่ง $z_1, z_2, \dots, z_k$ เป็น k กลุ่ม แต่อาจแบ่งเป็นกี่กลุ่มก็ได้ เพื่อความรวดเร็ว เช่น แบ่งเป็น 3 กลุ่ม $(z_1, z_2), (z_3, z_4, \dots, z_{k-1}), (z_k)$ ถ้าหากว่าเราสามารถสุ่มตัวอย่างจาก conditonal density ของแต่ละกลุ่มได้ เช่นสุ่ม z_1, z_2 จาก $f(z_1, z_2|z_3, \dots, z_k)$

3.2.2 Metropolis-Hastings Algorithm

อีกวิธีหนึ่งที่สามารถสุ่มตัวอย่างจาก joint density คือวิธี Metropolis-Hastings (MH) sampling ซึ่งใช้ได้ในกรณีทั่วๆไปกว่า วิธี Gibbs sampling เพราะไม่จำเป็นต้องรู้ conditional density ของตัวแปรสุ่ม (ดูรายละเอียดใน Blake and Mumtaz (2012, p.107) และ Greenberg (2008, p.96))

3.2.3 การประมาณค่าแบบจำลอง state space ที่มี stochastic volatility

การสุ่มค่าของตัวแปร state และ hyperparameters ในสมการที่ (3.12)-สมการที่ (3.14) จะใช้วิธี Gibbs Sampling และ MH sampling ตาม Marcellino et al. (2013) โดยเราจะแบ่งตัวแปรออกเป็น 6 กลุ่ม คือ

1. F
2. ตัวแปรคงที่ใน Q_t
3. H
4. ตัวแปรแปรตามเวลาใน Q_t ซึ่งก็คือ stochastic volatilities $\lambda_{i,t}$ สำหรับทุก i และ t
5. ค่าความแปรปรวนแปร σ_{λ_i} สำหรับทุก i และ
6. ค่าตัวแปรสภาวะ μ_t สำหรับทุก t

ขั้นตอนที่ 1 และ 2: สุ่มค่าของ F และ ตัวแปรคงที่ใน Q_t

เนื่องจากตัวรบกวนของแบบจำลอง $u_{q,t}$ และ $u_{m,t}$ ใน สมการที่ (3.5) ไม่มีสหสัมพันธ์กัน (Uncorrelated) ค่า factor loading ในเมตริกซ์ F สามารถถูกสุ่มแยกเป็นแถวๆได้ คือสมการที่ i คือ

$$y_{i,t} = F(i)\mu_t = \beta(i, L)f_t + \Phi_i(L)^{-1}\epsilon_{i,t}\sigma_i e^{\lambda_{i,t}/2} \quad (3.17)$$

โดยที่ $F(i)$ คือแถวที่ i ของเมตริกซ์ F ยกตัวอย่างเช่น สมการที่ $i = 1$ หรือ q คือ

$$y_{q,t} = \alpha_q + \beta_q \left(\frac{1}{3} + \frac{2}{3}L + L^2 + \frac{2}{3}L^3 + \frac{1}{3}L^4 \right) f_t + \Phi_q(L)^{-1} \epsilon_{q,t} \sigma_q e^{\lambda_{q,t}/2} \quad (3.18)$$

ถ้าเรามีค่าของ f_t $\Phi_i(L)$ และ $\lambda_{i,t}$ และคุณสมบัติสมการที่ (3.17) ด้วย $\Phi_i(L)$ และ $e^{-\lambda_{i,t}/2}$ เราจะได้สมการวิเคราะห์การถดถอย (regression) ธรรมดาที่มีตัวรบกวนของแบบจำลองแบบไม่สหสัมพันธ์กันและค่าความแปรปรวนแปรคงที่ และการสุ่มค่าของ β_i และ σ_i ก็ใช้วิธี Gibbs sampling แบบทั่วไป โดยใช้ Normal-gamma prior and posterior density (ดูวิธีใน Kim and Nelson, 1999, หน้า 180)

ขั้นตอนที่ 3: สุ่มค่าของ H

ในการทำงานเดียวกัน เนื่องจากตัวรบกวน $v_t, \epsilon_{q,t}, \epsilon_{mj,t}$ ไม่สหสัมพันธ์กัน เมตริกซ์ H สามารถถูกสุ่มเป็นอิสระต่อกันทีละแถว คือสมการที่ i โดยที่ $i = f, q, mj$ คือ

$$\mu_{i,t} = \sum_{j=1}^{p_i} \phi_j \mu_{i,t-j} + \eta_{i,t}, \quad \eta_{i,t} \sim N(0, q_{i,t}) \quad (3.19)$$

โดยที่ $q_{i,t} = \sigma_i^2 e^{\lambda_{i,t}}$ ถ้าเรามีค่าของ $\{\mu_{i,t}, \dots, \mu_{i,t-p_i}\}$ และ $q_{i,t}$ และหาสมการที่ (3.19) ด้วย $q_{i,t}$ เราจะได้สมการวิเคราะห์การถดถอยธรรมดาที่มีตัวรบกวนของแบบจำลองแบบไม่สหสัมพันธ์กันและค่าความแปรปรวนแปรคงที่ การสุ่มค่าของ $\phi_1, \dots, \phi_{p_i}$ ก็ใช้วิธี Gibbs sampling แบบทั่วไปโดยใช้ Normal density

ขั้นตอนที่ 4 และ 5: สุ่มค่าของ Stochastic Volatilities

เนื่องจาก สมการที่ (3.17) แสดงว่า $y_{i,t}$ มีตัวรบกวนที่มีความแปรปรวนเป็น exponential ฟังก์ชันของ $\lambda_{i,t}$ ซึ่งหมายความว่า เราไม่สามารถใช้วิธี Carter-Kohn (Carter and Kohn, 1994)³ เพื่อสุ่มค่าตัวแปรสถานะ $\lambda_{i,t}$ ได้ ในสถานการณ์นี้ เราใช้วิธีของ Jacquier et al. (1994) ซึ่งหลักการและตัวอย่างหาได้ใน (Blake and Mumtaz, 2012, หน้า 121) วิธีของ Jacquier et al. (1994) ใช้ได้ในกรณีนี้ที่มีพลวัตของ $\lambda_{i,t}$ เป็นแบบสุ่มและยังสามารถสุ่มค่าของความแปรปรวนแปร $\sigma_{\lambda,i}$ ได้ด้วย

ขั้นตอนที่ 6: สุ่มค่าของ μ_t

ถ้าเรามีค่าของตัวแปรอื่นๆและข้อมูลแล้ว การสุ่มตัวอย่างของตัวแปรสถานะ μ_t ก็สามารถใช้วิธี Carter-Kohn ได้ แม้ค่าความแปรปรวนจะแปรตามเวลา แต่ก็รู้ค่า

3.3 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

งานศึกษานี้ใช้ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศที่แท้จริง (Real Gross Domestic Product: RGDP) ที่ปรับฤดูกาลแล้วเพื่อประมาณอัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2544 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556

³ซึ่งเป็นวิธีในการสุ่มค่าตัวแปรสถานะจากสมการ state space ธรรมดา ที่มี measurement equation และ transition equation แบบ linear คือมี measurement equation $y_t = H\beta_t + e_t, e_t \sim N(0, R)$ และ transition equation $\beta_t = F\beta_{t-1} + v_t, v_t \sim N(0, Q)$ โดยที่ e_t และ v_t ไม่สหสัมพันธ์กัน

รวม 52 ไตรมาส ซึ่งเป็นข้อมูลจากสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ดังแสดงในภาพที่ 3.1 ข้อมูลรายเดือนเป็นข้อมูลในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2544 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2556 รวม 154 เดือน ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริงซึ่งเรียกว่า Hard Indicator และข้อมูลจากการสำรวจความคิดเห็น (Survey Data) ซึ่งเรียกว่า Soft Indicator

ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard Indicator) ที่นำมาใช้ในการศึกษาได้แก่

1. ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI)⁴
2. ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (Private Consumption Index: PCI)
3. ดัชนีค้าส่ง (Wholesales Index: WSI)⁵
4. มูลค่าการส่งออก (Exports: EXP) ข้อมูลการส่งออกที่นำมาใช้เป็นมูลค่าการส่งออกในสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา
5. จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (Foreign Tourists: FT) จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศสามารถเป็นตัวแทนกิจกรรมทางเศรษฐกิจภาคการค้าและบริการ

ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard Indicator) ข้างต้นได้จากธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) ยกเว้นมูลค่าการส่งออกที่นำมาจากกระทรวงพาณิชย์ นอกจากนี้ เนื่องจากประเทศไทยเป็นประเทศเศรษฐกิจแบบเปิดขนาดเล็ก อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจจึงเชื่อมโยงกับเศรษฐกิจของประเทศอื่นๆ ด้วย งานศึกษานี้จึงพิจารณาข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard Indicator) ของต่างประเทศ ได้แก่ US Coincident Economic Activity Index (USCI) และ EU Industrial Production Index (EUIPI) โดยข้อมูล US Coincident Economic Activity Index ได้มาจาก Federal Reserve Bank at St.Louis ส่วนข้อมูล EU Industrial Production Index ได้มาจาก Eurostat สำหรับข้อมูลจากการสำรวจความคิดเห็น (Survey Data) นั้น งานศึกษานี้ใช้ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index: BSI) ที่จัดทำโดย ธปท. สำหรับข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) งานวิจัยใช้อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (Baht/US dollar) ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) และผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (Yield Spread: YS) ระหว่างพันธบัตรอายุ 10 ปี และอายุ 1 เดือน

ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard Indicator) ถูกนำมาปรับฤดูกาล (Seasonally Adjusted) และจัดทำให้อยู่ในรูปอัตราการเติบโตรายเดือน (Monthly Growth Rate) ยกเว้นอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินและดัชนีค่าเงินที่แท้จริงไม่ได้มีการปรับฤดูกาลและจัดทำให้อยู่ในรูปอัตราการเติบโตรายปี (Yearly Growth Rate) เนื่องจากราคาสินค้าที่มีการค้าขายระหว่างประเทศนั้นเป็นการกำหนดล่วงหน้าและเป็นไปในลักษณะ Pricing to Market ดังนั้นอัตราการเปลี่ยนแปลงรายปีน่าจะมีผลต่อระบบเศรษฐกิจมากกว่าอัตราการเปลี่ยนแปลงรายเดือน ส่วนข้อมูล BSI เป็นข้อมูลระดับ (Level Data) และผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (Yield Spread: YS) ระหว่างพันธบัตรอายุ 10 ปี และอายุ 1 เดือน ไม่ได้นำมาปรับฤดูกาล ข้อมูลอัตราผลตอบแทนพันธบัตรได้จาก Thai Bond Market Association (Thai BMA)

⁴ตารางที่ 3.1 แสดงให้เห็นว่า ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมมีสัดส่วนร้อยละ 36.74 ของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ

⁵จากตารางที่ 3.1 ภาคการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือนเป็นภาคเศรษฐกิจหลักอันดับที่ 2

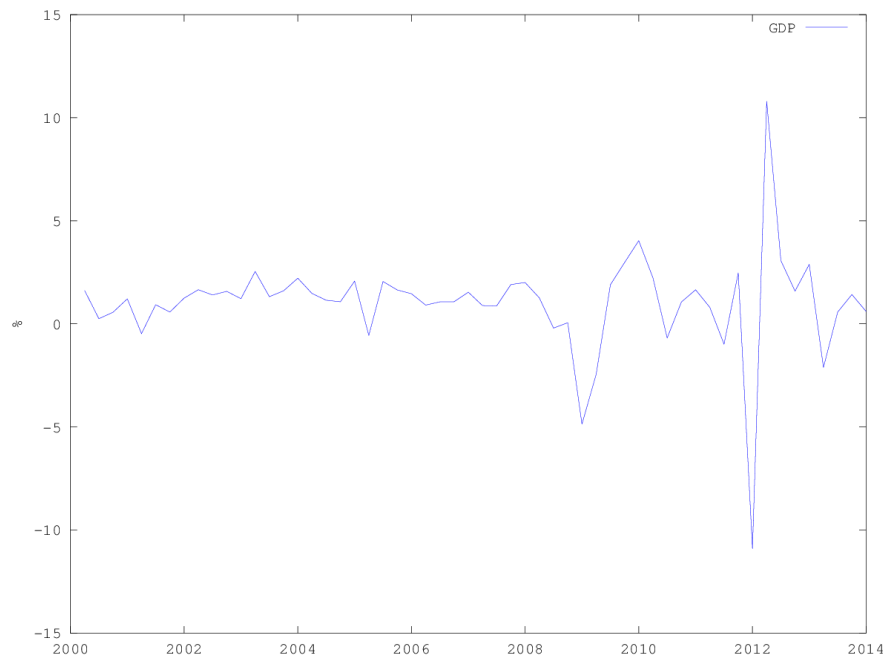
ภาพที่ 3.2 - ภาพที่ 3.4 แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงที่ขึ้นลงในเวลาใกล้เคียงกันของ GDP และดัชนีรายเดือน ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดเช่น ช่วงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2554 ซึ่งเกิดมหาอุทกภัย ค่าดัชนีหลายตัวเช่น MPI WSI EXP BSI และ FT ลดลงอย่างเห็นได้ชัดในเดือนนั้น (ดูภาพที่ 3.4) ในขณะที่การลดลงของ GDP กว่าจะปรากฏให้เห็นก็เมื่อสิ้นสุดไตรมาสนั้น ในทางตรงข้าม หลังจากมหาอุทกภัย ในเดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ค่าดัชนีเหล่านี้ก็กระโดดขึ้นอย่างเด่นชัด ในขณะที่การกระโดดขึ้นใน GDP กว่าจะเห็นก็เมื่อสิ้นสุดไตรมาสนั้น และเป็นข้อสังเกตว่า ดัชนีที่เป็นปัจจัยภายนอกประเทศ ทั้ง USCI และ EUPI ไม่มีการเปลี่ยนแปลงร่วมกับ GDP และดัชนีรายเดือนของไทยข้างต้นในช่วงเวลาดังกล่าว⁶

⁶แต่อาจจะมิโดยทั่วไปหรือไม่เช่นนั้นเรายังไม่ทราบ

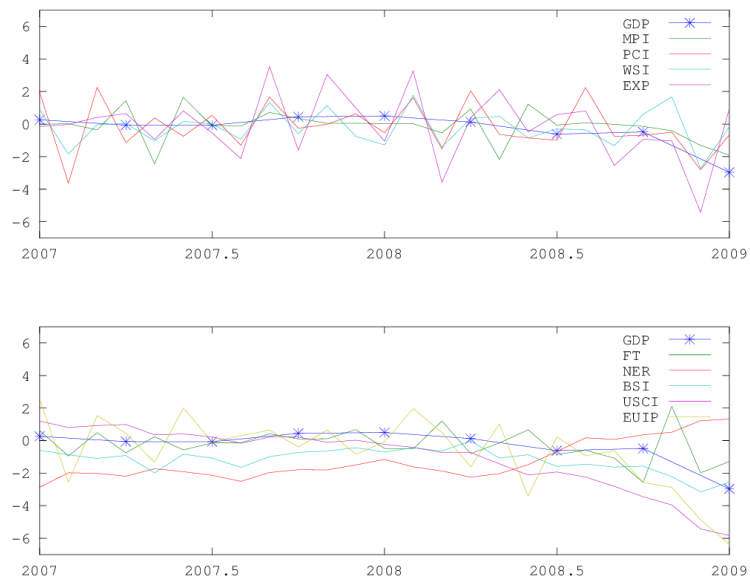
ตารางที่ 3.1: สัดส่วนของภาคเศรษฐกิจต่างๆ ใน Gross National Product ณ ราคาคงที่ พ.ศ. 2531

Year	Agriculture	Agriculture, Hunting and Forestry	Fishing	Non-Agriculture	Mining and Quarrying	Manufacturing	Electricity, Gas and Water Supply	Construction	Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods	Hotels and Restaurants	Transport, storage and Communication	Financial Intermediation	Real Estate, Renting and Business Activities	Public Administration and Defence; Compulsory Social Security	Education	Health and Social Work	Other Community, Social and Personal Service Activities	Private Household with Employed Persons
1993	10.29%	8.45%	1.84%	89.71%	1.65%	31.67%	2.53%	6.08%	17.43%	4.00%	7.75%	6.88%	3.98%	2.76%	2.37%	1.09%	1.38%	0.14%
1994	9.80%	7.95%	1.85%	90.20%	1.63%	31.85%	2.58%	6.39%	17.51%	3.77%	7.93%	7.27%	3.91%	2.60%	2.23%	1.04%	1.36%	0.13%
1995	9.42%	7.70%	1.73%	90.58%	1.52%	32.59%	2.69%	6.23%	17.56%	3.59%	8.12%	7.13%	3.74%	2.63%	2.24%	1.04%	1.37%	0.11%
1996	9.31%	7.70%	1.61%	90.69%	1.70%	32.78%	2.63%	6.30%	16.90%	3.50%	8.56%	7.04%	3.69%	2.63%	2.20%	1.04%	1.59%	0.11%
1997	9.37%	7.81%	1.56%	90.63%	1.95%	33.71%	2.82%	4.73%	16.63%	3.44%	9.09%	6.40%	3.79%	2.77%	2.38%	1.15%	1.67%	0.11%
1998	10.20%	8.45%	1.75%	89.80%	2.05%	33.59%	3.13%	3.30%	16.15%	3.66%	9.24%	5.05%	4.13%	3.33%	2.93%	1.36%	1.76%	0.12%
1999	10.05%	8.36%	1.68%	89.95%	2.12%	35.97%	3.09%	2.93%	15.99%	3.71%	9.40%	3.18%	4.08%	3.28%	2.82%	1.38%	1.88%	0.12%
2000	10.32%	8.64%	1.69%	89.68%	2.14%	36.41%	3.24%	2.55%	15.80%	3.76%	9.63%	2.80%	4.00%	3.17%	2.78%	1.38%	1.90%	0.11%
2001	10.38%	8.75%	1.63%	89.62%	2.10%	36.17%	3.38%	2.49%	15.30%	3.86%	10.08%	2.79%	3.99%	3.22%	2.77%	1.45%	1.92%	0.11%
2002	9.96%	8.43%	1.53%	90.04%	2.22%	36.79%	3.40%	2.49%	14.83%	3.82%	10.21%	2.96%	3.97%	3.25%	2.65%	1.37%	1.97%	0.11%
2003	10.48%	8.88%	1.60%	89.52%	2.21%	38.01%	3.32%	2.38%	14.25%	3.41%	9.81%	3.22%	3.88%	3.13%	2.50%	1.23%	2.05%	0.10%
2004	9.58%	8.03%	1.54%	90.42%	2.19%	38.67%	3.33%	2.41%	14.04%	3.62%	9.93%	3.41%	3.89%	3.03%	2.44%	1.19%	2.17%	0.10%
2005	8.97%	7.45%	1.52%	91.03%	2.28%	38.89%	3.35%	2.43%	14.06%	3.53%	9.96%	3.53%	3.92%	3.01%	2.49%	1.26%	2.21%	0.10%
2006	9.02%	7.45%	1.57%	90.98%	2.26%	39.15%	3.33%	2.42%	13.82%	3.73%	10.05%	3.47%	3.93%	2.84%	2.45%	1.26%	2.16%	0.09%
2007	8.68%	7.20%	1.48%	91.32%	2.23%	39.60%	3.33%	2.36%	13.88%	3.71%	10.14%	3.49%	3.87%	2.83%	2.56%	1.28%	1.95%	0.09%
2008	8.86%	7.37%	1.49%	91.14%	2.18%	40.12%	3.38%	2.18%	13.66%	3.68%	9.86%	3.68%	3.86%	2.80%	2.50%	1.24%	1.92%	0.09%
2009	9.17%	7.59%	1.59%	90.83%	2.25%	38.62%	3.49%	2.24%	13.49%	3.75%	9.70%	3.92%	4.00%	2.86%	2.70%	1.30%	1.97%	0.09%
2010	8.32%	6.82%	1.50%	91.68%	2.20%	40.77%	3.56%	2.22%	13.28%	3.77%	9.36%	3.93%	3.85%	2.76%	2.56%	1.24%	2.10%	0.08%
2011	8.63%	7.17%	1.46%	91.37%	2.15%	39.00%	3.57%	2.10%	13.51%	4.06%	9.61%	4.44%	3.98%	2.76%	2.56%	1.25%	2.28%	0.08%
2012	8.43%	7.10%	1.33%	91.57%	2.19%	39.13%	3.68%	2.13%	13.36%	4.25%	9.75%	4.44%	3.88%	2.69%	2.53%	1.23%	2.23%	0.08%
2013	8.29%	7.09%	1.21%	91.71%	2.17%	38.07%	3.61%	2.10%	13.41%	4.64%	10.23%	4.76%	3.95%	2.65%	2.50%	1.23%	2.32%	0.08%
Average	9.41%	7.83%	1.58%	90.59%	2.07%	36.74%	3.21%	3.26%	15.02%	3.77%	9.45%	4.47%	3.92%	2.90%	2.53%	1.24%	1.91%	0.10%

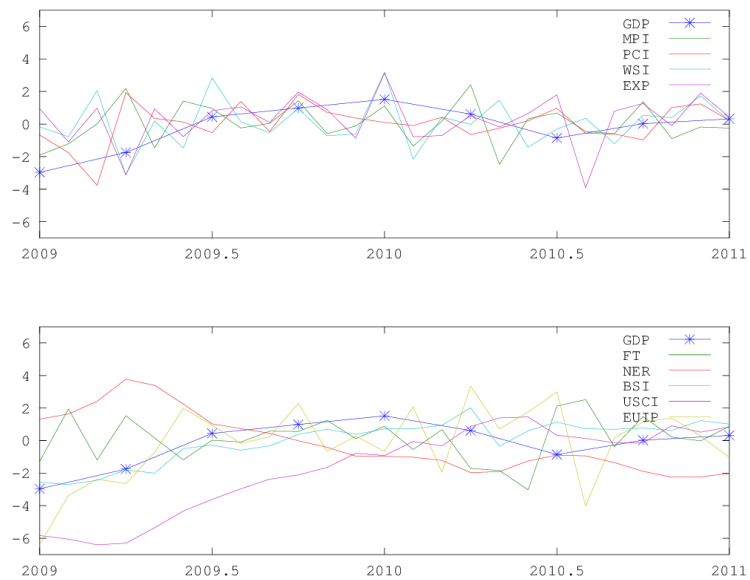
ภาพที่ 3.1: อัตราการเติบโตรายไตรมาสของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทย (ปรับฤดูกาล, ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2543 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556)



ภาพที่ 3.2: อัตราการเติบโตรายไตรมาสของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทย (ปรับฤดูกาล) และข้อมูลรายเดือนที่ใช้ศึกษา พ.ศ. 2550 -2551 (Normalized for Presentation Purpose)



ภาพที่ 3.3: อัตราการเติบโตรายไตรมาสของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทย (ปรับฤดูกาล) และข้อมูลรายเดือนที่ใช้ศึกษา พ.ศ. 2552 -2553 (Normalized for Presentation Purpose)



ภาพที่ 3.4: อัตราการเติบโตรายไตรมาสของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทย (ปรับฤดูกาล) และข้อมูลรายเดือนที่ใช้ศึกษา พ.ศ. 2554 -2555 (Normalized for Presentation Purpose)



4 ผลการศึกษา

งานวิจัยนี้ศึกษาการพยากรณ์อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทยจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility (Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility) ที่เสนอโดย Marcellino et al. (2013) โดยใช้วิธีการ Bayesian เพื่อการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองดังกล่าว¹ เพื่อเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีดังกล่าว เราจึงเปรียบเทียบกับพยากรณ์ตามแบบจำลองอ้างอิง (Benchmark Model) อีกสองแบบ คือแบบจำลอง Autoregressive (AR(p) Model) และแบบจำลอง Random Walk

บทนี้เรียบเรียงไว้ดังนี้ ส่วนที่ 4.1 นำเสนอผลการทดสอบเชิงประจักษ์ (Empirical Experiments) ของแบบจำลอง ส่วนที่ 4.2 อภิปรายผลการศึกษาจากแบบจำลองเพื่อศึกษาเศรษฐกิจไทยในภาพรวมโดยใช้อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทย ส่วนที่ 4.3 อภิปรายผลการศึกษาจากแบบจำลองเพื่อศึกษาเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) โดยใช้อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทย ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ส่วนที่ 4.4 อภิปรายผลการศึกษาจากแบบจำลองเพื่อศึกษาเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods) โดยใช้อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงของไทยสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน ส่วนที่ 4.5 รายงานผลการพยากรณ์ Out-of-sample และส่วนที่ 4.6 เป็นบทวิเคราะห์

4.1 ผลการทดสอบเชิงประจักษ์ (Empirical Experiments)

ในเบื้องต้น งานวิจัยเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากแบบจำลอง Univariate Autoregression [AR(p)] ด้วยวิธี Classical กับวิธี Bayesian โดยวิธี Classical ที่ใช้ในการประมาณค่า คือการประมาณค่าแบบ Ordinary Least Squares (OLS)

4.1.1 แบบจำลอง Univariate Autoregression: AR(p)

แบบจำลอง Univariate Autoregression [AR(p)] ที่เป็นสมการเส้นตรง (Linear) มีรูปแบบดังนี้ (ดู Kim and Nelson, 1999, บทที่ 7.4.1):

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + e_t \quad (4.1)$$

$$e_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2) \quad (4.2)$$

¹ผู้วิจัยปรับเปลี่ยนตัวอย่างการเขียนคำสั่งเพื่อการประมาณค่าสำหรับ MATLAB Software ของ Blake and Mumtaz (2012) ให้เข้ากับแบบจำลองของงานวิจัยนี้ ซึ่งตัวอย่างการเขียนคำสั่งสำหรับ MATLAB Software ของ Blake and Mumtaz (2012) เป็นแหล่งศึกษาที่ดีในการให้หลักการวิธี Gibbs sampling Carter-Kohn algorithm และ MH algorithm

สำหรับ $t = 1, 2, \dots, T$ เพื่อความเสถียร (Stability) ของระบบสมการ เราสมมติว่าราก (Root) ของสมการพหุนาม $(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) = 0$ อยู่นอกวงกลมหนึ่งหน่วยที่เป็นเลขเชิงซ้อน (Complex Unit Circle)

สมการ (4.1) และ (4.2) สามารถเขียนในรูปของเมตริกซ์และเวกเตอร์ ได้ดังนี้

$$Y = X\beta + e, \quad e \sim N(0, \sigma^2 I_T) \quad (4.3)$$

โดยที่ Y เป็นเวกเตอร์คอลัมน์ (Column Vector) ที่มีขนาด $T \times 1$ ส่วน β เป็นเวกเตอร์ของค่าสัมประสิทธิ์ที่มีขนาด $K \times 1$ โดยที่ $K = p + 1$ และ $\beta = [1, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p]'$ และ X เป็นเมตริกซ์ที่มีขนาด $T \times K$ โดยที่แถวที่ $t = 1, \dots, T$ ของ X คือ $[1, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}]$

OLS Estimator

เป็นที่ทราบกันดีว่า OLS (Ordinary Least Square) estimator ของพารามิเตอร์ β และ σ^2 ของสมการที่ (4.3) คือ

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y \quad (4.4)$$

และ

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\hat{e}'\hat{e}}{T - K} \quad (4.5)$$

โดยที่ค่าความคลาดเคลื่อน (Errors) จากการประมาณค่าคือ $\hat{e} = Y - X\hat{\beta}$ และ OLS estimator ทั้งสองนี้เป็น unbiased estimator และมีการกระจายตัว (Distributions) ดังนี้

$$\hat{\beta} \sim N(\beta, \sigma^2(X'X)^{-1}) \quad (4.6)$$

$$(T - K)\frac{\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(T - K) \quad (4.7)$$

Bayesian Estimator โดยวิธี Gibbs Sampling

การประมาณค่าแบบ Bayesian ต่างจากแบบ OLS คือ มีการระบุการประมาณค่าตัวแปร β และ σ^2 ไม่ใช่เป็นเพียงค่า (Value) แต่เป็นความน่าจะเป็น (Probability) ของแต่ละค่า นั่นคืออยู่ในรูปของ conditional posterior probability densities ที่ขึ้นกับข้อมูล Y ที่เกิดขึ้นและ prior densities ในกรณีของแบบจำลอง AR(p) ถ้าเราสมมติให้ prior density ของ β เป็น Normal และ prior density ของ σ^2 เป็น Inverse Gamma ซึ่งจะได้ posterior density ของ β และ σ^2 เป็น Normal และ Inverse Gamma ตามลำดับ

เราสามารถหาค่าประมาณของตัวแปร β และ σ^2 โดยใช้ค่าเฉลี่ย ซึ่งวิธีที่สะดวกคือ วิธี Gibbs sampling ที่กล่าวไว้ในส่วนที่ 3.2.1 โดยที่ conditional distributions คือ

1. Conditional distributions ของ β โดยกำหนดว่ารู้ค่า σ^2 :

Prior:

$$\beta|\sigma^2 \sim N(\beta_0, \Sigma_0)I_{[s(\phi)]} \quad (4.8)$$

โดยที่ $I_{[s(\phi)]}$ คือ indicator function ที่มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อราก (roots) ของ $\phi(L) = 0$ อยู่นอกวงกลมหนึ่งหน่วย (Unit Circle)

Posterior:

$$\beta|\sigma^2 \sim N(\beta_1, \Sigma_1)I_{[s(\phi)]} \quad (4.9)$$

โดยที่

$$\beta_1 = (\Sigma_0^{-1} + \sigma^{-2}X'X)^{-1}(\Sigma_0^{-1}\beta_0 + \sigma^{-2}X'Y) \quad (4.10)$$

$$\Sigma_1 = (\Sigma_0^{-1} + \sigma^{-2}X'X)^{-1} \quad (4.11)$$

2. Conditional distributions ของ σ^2 โดยกำหนดว่ารู้ค่า β :

Prior:

$$\sigma^2|\beta \sim IG\left(\frac{\nu_0}{2}, \frac{\delta_0}{2}\right) \quad (4.12)$$

Posterior:

$$\sigma^2|\beta \sim IG\left(\frac{\nu_1}{2}, \frac{\delta_1}{2}\right) \quad (4.13)$$

โดยที่

$$\nu_1 = \nu_0 + T \quad (4.14)$$

$$\delta_1 = \delta_0 + (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \quad (4.15)$$

4.1.2 ผลการทดสอบเชิงประจักษ์ของแบบจำลอง AR(p)

เพื่อที่จะเปรียบเทียบวิธีประมาณค่าแบบ OLS และแบบ Bayesian ผู้วิจัยทดสอบข้อมูลจำลอง (Simulated Data) ที่สร้างจากแบบจำลอง AR(2) และข้อมูล GDP ของประเทศไทย

ผลการทดสอบเชิงประจักษ์กับข้อมูลจำลอง (Simulated Data)

ภาพที่ 4.1 แสดงข้อมูลจำลอง y_t จำนวน 264 ค่า ที่สร้างโดยใช้แบบจำลอง AR(2) โดยที่ค่าจริงของพารามิเตอร์แสดงในคอลัมน์ True Value ในตารางที่ 4.1 คือ β และ σ^2 เท่ากับ $[0, 0.5229, -0.3012]$ และ 0.0100 ตามลำดับ ค่า OLS estimator ของ β และ σ^2 คือ $[-0.0061, 0.6306, -0.2772]$ และ 0.0095 ตามลำดับ ในขณะที่ค่า estimator ที่ได้จากค่าเฉลี่ยของตัวอย่างสุ่มจากวิธี Gibbs sampling คือ $[-0.0057, 0.6294, -0.2750]$ และ 0.0100 ตามลำดับ

ในการทำ Gibbs sampling เราสมมติค่าตัวแปร β ใน prior density ให้มีค่าเฉลี่ย (mean) เป็นศูนย์และค่าความแปรปรวน (variance) เป็นหนึ่ง ซึ่งให้ความหมายว่าเราไม่รู้เกี่ยวกับค่าที่น่าจะเป็นของ β ก่อนที่จะรู้ข้อมูล y แต่เป็นที่น่าสนใจที่สุดว่า ถึงแม้จะไม่ตั้งข้อสมมติเกี่ยวกับตัวแปรว่ามีค่าเป็นเท่าไร ค่าประมาณที่ได้จาก posterior density ก็ใกล้เคียงกับค่าของ OLS estimators ซึ่งก็ควรจะเป็นเช่นนั้นเมื่อจำนวนข้อมูล y มากขึ้น (ดู Kim and Nelson, 1999) ค่าการกระจายของตัวอย่างสุ่มของ β และ σ^2 จากวิธี Gibbs sampling แสดงในภาพที่ 4.2

ผลการทดสอบเชิงประจักษ์กับข้อมูล GDP ของไทย

ในส่วนนี้ ผู้วิจัยใช้แบบจำลอง AR(p) โดยที่ $p = 1, 2$ และ 3 เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ของไทย y_t ในส่วนที่ 3.3 โดยใช้ค่า $y_{t-w+1}, y_{t-w+2}, \dots, y_t$ เพื่อหาค่าประมาณตัวแปร $\hat{\beta}$ และ $\hat{\sigma}^2$ ด้วยวิธี OLS และวิธี Gibbs sampling และหาค่าพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้า (1-step-ahead forecast) ของ y_{t+1} นั่นคือ

$$\hat{y}_{t+1} = [1, y_t, \dots, y_{t-p+1}] \hat{\beta} \quad (4.16)$$

เนื่องจากข้อมูล GDP เป็นข้อมูลรายไตรมาสที่เริ่มตั้งแต่ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2543 จนถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556 การทดสอบนี้จึงเลือกใช้ $w = 43$ คือใช้ข้อมูลอัตราการเติบโตของ GDP ของไทย 43 ไตรมาสตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ในไตรมาสถัดไป ซึ่งเป็นการพยากรณ์ลักษณะ Out-of-sample โดยกำหนดให้ Rolling windows คือ 43 ช่วงเวลา

ยกตัวอย่างเช่น ข้อมูลอัตราการเติบโตของ GDP ตั้งแต่ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2543 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2553 ถูกนำมาใช้เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 และข้อมูลอัตราการเติบโตของ GDP ตั้งแต่ไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2543 ถึงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถูกนำมาใช้เพื่อพยากรณ์อัตราการเติบโตของ GDP ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2554 นั่นคือเป็นการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้า (1-step-ahead forecast) ทั้งสิ้น 12 ไตรมาส ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556 เหตุผลที่เลือกการพยากรณ์ในช่วงเวลานี้ เป็นเพราะช่วงเวลาดังกล่าวครอบคลุมเหตุการณ์มหาอุทกภัยในไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2554 ซึ่งเป็นช่วงที่มีความผันผวนของอัตราการเติบโตของ GDP อย่างเห็นได้ชัด

ตารางที่ 4.2 แสดงค่า Root Mean Square Error (RMSE) ของค่าพยากรณ์กับค่าจริงในช่วง 12 ไตรมาส (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ (Performance) ในการพยากรณ์ทั้งวิธี OLS และวิธี Gibbs sampling จากตารางที่ 4.2 จะเห็นได้ว่า แบบจำลอง AR(1) ให้ RMSE ที่น้อยที่สุดในแต่ละวิธี และสำหรับ AR(1) วิธี OLS ให้ RMSE ที่น้อยกว่าแต่ใกล้เคียงวิธี Gibbs sampling ภาพที่ 4.3 - ภาพที่ 4.5 แสดงค่า GDP จริงและค่าทำนายจากทั้งวิธี OLS และวิธี Gibbs sampling สำหรับแบบจำลอง AR(1) AR(2) และ AR(3) ตามลำดับ ในขณะที่ ภาพที่ 4.6 - ภาพที่ 4.8 แสดงค่าการกระจายของตัวอย่างสุ่มของ Estimators จากวิธี Gibbs sampling สำหรับแบบจำลอง AR(1) AR(2) และ AR(3) ตามลำดับ

4.1.3 แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility

ขั้นตอนต่อไปของการพัฒนาแบบจำลอง คือ การทำการประมาณแบบ Bayesian กับแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility (Dynamic Factor Model without Stochastic Volatility) โดยให้ $\log \text{volatility } \lambda_{i,t} = 0$ สำหรับทุก $i = f, q, mj$ และทุก t นั่นคือ สมการพลวัตแบบ autoregressive ของค่าแฟคเตอร์ร่วมและตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic ในสมการที่ (3.6)-(3.8) เป็นตามสมการดังนี้

$$\Phi_f(L)f_t = \epsilon_{f,t}\sigma_f \quad (4.17)$$

$$\Phi_q(L)u_{q,t} = \epsilon_{q,t}\sigma_q \quad (4.18)$$

$$\Phi_{mj}(L)u_{mj,t} = \epsilon_{mj,t}\sigma_{mj}, \quad j = 1, \dots, k \quad (4.19)$$

โดยที่ $\epsilon_{i,t} \sim \text{i.i.d.} N(0, 1)$ $i = f, q, mj$ โดยที่ $j = 1, \dots, k$ และโพลีโนเมียล $\Phi_i(L)$ เป็นโพลีโนเมียลของ lag operator ที่ลำดับ p_i

ส่วนสมการการวัด (Measurement Equation) ยังมีรูปแบบสมการเหมือนเดิม นั่นคือเหมือนกับสมการที่ (3.11):

$$\begin{pmatrix} y_{q,t} \\ y_{m1,t} \\ \vdots \\ y_{mk,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_q \\ \alpha_{m1} \\ \vdots \\ \alpha_{mk} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_q \left(\frac{1}{3}f_t + \frac{2}{3}f_{t-1} + f_{t-2} + \frac{2}{3}f_{t-3} + \frac{1}{3}f_{t-4} \right) \\ \beta_{m1}f_{m1,t}^* \\ \vdots \\ \beta_{mk}f_{mk,t}^* \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{3}u_{q,t} + \frac{2}{3}u_{q,t-1} + u_{q,t-2} + \frac{2}{3}u_{q,t-3} + \frac{1}{3}u_{q,t-4} \\ u_{m1,t} \\ \vdots \\ u_{mk,t} \end{pmatrix} \quad (4.20)$$

โดยที่ $f_{mj,t}^* = f_t$ ถ้าดัชนีรายเดือน $y_{mj,t}$ เป็นแบบ Hard Indicator และ $f_{mj,t}^* = \sum_{j=0}^{11} f_{t-j}$ ถ้าดัชนีรายเดือน $y_{mj,t}$ เป็นแบบ Soft Indicator ตาม Camacho and Perez-Quiros (2010) ทั้งนี้ มีข้อสังเกตว่าสมการที่ (4.20) ใช้ได้กับทุก $t = 1, 2, 3, \dots$ ยกเว้นสมการของข้อมูลแบบไตรมาส $y_{q,t}$ ที่มีค่าเฉพาะเมื่อ $t = 3, 6, 9, \dots$

สมการ (4.20) ข้างบน สามารถนำมาเขียนในรูปแบบจำลอง State Space ได้ ดังนี้

$$y_t = F_t \mu_t \quad (4.21)$$

$$\mu_t = H \mu_{t-1} + \epsilon_t \quad (4.22)$$

$$\epsilon_t \sim i.i.d.N(0, Q) \quad (4.23)$$

โดยที่ เรารวบรวม f_t และ $u_{mj,t}$, $j = 1, \dots, k$ และ lags ของมันเข้าเป็น state vector μ_t และสมมติให้พลวัตแบบ autoregressive ของค่าแฟคเตอร์ร่วมและตัวรบกวนลักษณะ idiosyncratic เป็นแบบ AR(2) คือ

$$\mu_t = [f_t, f_{t-1}, \dots, f_{t-11}, u_{q,t}, \dots, u_{q,t-4}, u_{m1,t}, u_{m1,t-1}, u_{m2,t}, u_{m2,t-1}, \dots, u_{mk,t}, u_{mk,t-1}]' \quad (4.24)$$

$$y_t = [y_{q,t}, y_{m1,t}, \dots, y_{mk,t}]' - [\alpha_q, \alpha_{m1}, \dots, \alpha_{mk}]' \quad (4.25)$$

และเมตริกซ์ F_t มีสมาชิกคือ factor loading (β_q และ β_{mj}) นั่นคือที่ $t = 3n$ สำหรับ n เป็นจำนวนเต็ม

$$F_t = \begin{pmatrix} \beta_q \frac{1}{3}, & \beta_q \frac{2}{3}, & \beta_q, & \beta_q \frac{2}{3}, & \beta_q \frac{1}{3}, & 0, \dots, 0, & \frac{1}{3}, & \frac{2}{3}, & 1, & \frac{2}{3}, & \frac{1}{3}, & 0, & 0, & 0, & 0, & \dots, & 0, & 0 \\ \beta_{m1}, & 0, \dots, & 0, & 0, \dots, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 1, & 0, & 0, & 0, & \dots, & 0, & 0 \\ \beta_{m2}, & 0, \dots, & 0, & 0, \dots, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 1, & 0, & \dots, & 0, & 0, & 0 \\ \dots & & & & & & & & & & & & & & & & & & \\ \beta_{mk}, & \beta_{mk}, \dots, & \dots & \dots, & \beta_{mk}, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & 0, & \dots, & 1, & 0 \end{pmatrix} \quad (4.26)$$

โดยที่สมมติเพื่อการสาธิตว่า $y_{mk,t}$ เป็น Soft Indicator

เมื่อ $t \neq 3n$ เราจะไม่ค่าของข้อมูลแบบไตรมาส $y_{q,t}$ ฉะนั้น

$$y_t = [y_{m1,t}, \dots, y_{mk,t}]' - [\alpha_{m1}, \dots, \alpha_{mk}]'$$

และ เมตริกซ์ F_t ก็จะขาดแถวแรกไป²

เมตริกซ์ H มีสมาชิกคือค่าสัมประสิทธิ์ $\phi_i = [\phi_{i,1}, \phi_{i,1}]$ ในแต่ละ $\Phi_i(L), i = f, q, mj$ ส่วนเมตริกซ์ Q เป็น diagonal matrix ประกอบด้วย $\sigma_i^2, i = f, q, mj$

เนื่องจากในขั้นตอนนี้เรายังไม่พิจารณา stochastic volatility ในแบบจำลอง ดังนั้น เราใช้วิธี Gibbs sampling ที่อธิบายในบทที่ 3.2.3 แต่ไม่มีขั้นตอนที่ 4 และ 5 ซึ่งต้องใช้วิธี Metropolis-Hasting การที่เราไม่รวม stochastic volatility ในแบบจำลองมีประโยชน์คือลดปัจจัยซับซ้อนออกจากแบบจำลองก่อน และสามารถเปรียบเทียบแบบจำลองที่ไม่มีและมี stochastic volatility ได้อีกด้วย

4.1.4 แบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility (Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility) คือแบบจำลองที่พัฒนาต่อยอดจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยการอนุญาตให้เมตริกซ์ Q แปรตามเวลาได้ โดยให้การแปรตามเวลาเป็นในรูปของ log volatility ที่แปรตามเวลาแบบ random walk นั่นคือ แบบจำลอง state space เพิ่มเป็นดังที่แสดงใน สมการที่ (3.12)-(3.14) ซึ่งแสดงอีกครั้งคือ

$$\begin{aligned} y_t &= F\mu_t \\ \mu_t &= H\mu_{t-1} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, Q_t) \\ \Lambda_t &= \Lambda_{t-1} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \Sigma) \end{aligned}$$

การประมาณ ค่าของ state vector $\lambda_{i,t}$ และ ค่าความแปรปรวน $\sigma_{\lambda,i}^2$ ของ log volatility, $i = f, q, mj$ (นั่นคือ $\Lambda_t, t = 1, \dots, T$ และ Σ) จะทำตามที่อธิบายใน บทที่ 3.2.3 ในขั้นตอนที่ 4 และ 5

4.2 ผลการศึกษากิจกรรมเศรษฐกิจไทยในภาพรวม

ส่วนนี้อภิปรายผลการศึกษาเศรษฐกิจไทยในภาพรวมโดยแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ทั้งแบบไม่มีและแบบมี Stochastic Volatility การศึกษาในส่วนนี้พิจารณาตัวแปรหรือตัวชี้วัดเศรษฐกิจมหภาค 11 ตัว ประกอบไปด้วย

1. ข้อมูลรายไตรมาส คือ อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง (RGDP) ปรับฤดูกาล
2. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) รายเดือนในประเทศ ได้แก่ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (Private Consumption

²วิธีนี้อาจจะนำไปใช้กับข้อมูลที่มีมากกว่าสองความถี่และในกรณีที่มีความถี่เดียวกันแต่เริ่มและจบไม่พร้อมกัน ซึ่งกรณีแบบนี้มีการศึกษาแล้ว เช่น Banbura and Modugno (2014)

Index: PCI) ดัชนีค้าส่ง (Wholesales Index: WSI) มูลค่าการส่งออก (Exports: EXP) และจำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (Foreign Tourists: FT)

3. ข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) รายเดือนในประเทศ ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (Baht/US dollar: NER) หรือดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) และผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (Yield Spread: YS) ระหว่างพันธบัตรอายุ 10 ปีและอายุ 1 เดือน
4. ข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) รายเดือนในประเทศ คือ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index: BSI)
5. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) รายเดือนต่างประเทศ ได้แก่ US Coincident Economic Activity Index (USCI) ของประเทศสหรัฐอเมริกา และ EU Industrial Production Index (EUIPI) ของสหภาพยุโรป

4.2.1 ผลการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility

ส่วนนี้อธิบายผลการประมาณค่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (In-sample Estimation) จากแบบจำลองกรณีที่ไม่มี Stochastic Volatility ตารางที่ 4.3 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) ของแต่ละเปอร์เซ็นต์ โดยเทียบกับค่า Factor Loadings ของ RGDP ที่ค่ามัธยฐาน (50th Percentile)³ ค่ามัธยฐานของผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค้าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) มีความสำคัญเป็นลำดับที่หนึ่ง สอง สามและสี่ในการอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง (RGDP) ตามลำดับ โดยได้รับน้ำหนัก 0.956, 0.910, 0.887 และ 0.700 ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรสี่ตัวนี้เป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง ในขณะที่จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) ซึ่งเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริงสาขาบริการ (Services Sector) นั้นได้รับน้ำหนักค่อนข้างน้อยเพียง 0.332 และเมื่อพิจารณาค่ามัธยฐานของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) พบว่าได้รับค่าน้ำหนักเพียง 0.234 เท่านั้น สำหรับข้อมูลทางการเงิน อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำหนัก -0.040 ซึ่งค่าน้ำหนักที่เป็นลบสามารถอธิบายได้ว่าเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม⁴ ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.015 สุดท้ายสำหรับปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศ ได้แก่ US Coincident Economic Activity Index (USCI) และ EU Industrial Production Index (EUIPI) มีค่าน้ำหนักมัธยฐานเป็น -0.016 และ 0.244 ตามลำดับ ซึ่งสะท้อนว่าเศรษฐกิจของสหรัฐอเมริกาเป็นตัวแปรชี้นำเศรษฐกิจไทยในภาพรวม แต่เศรษฐกิจของสหภาพยุโรปสอดคล้องกับเศรษฐกิจไทยมากกว่า

ภาพที่ 4.9 แสดงค่าจากการประมาณในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (In-sample Estimation) ของแบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง ปรับฤดูกาล (RGDP) รายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.9270 และค่า Root Mean Square Error (RMSE)

³ ค่าน้ำหนัก $\beta_i, i = q, m, j$ ของแต่ละข้อมูลเป็นค่าสัมพัทธ์ เนื่องจากค่าน้ำหนัก β_i คูณอยู่กับ dynamic factor f_t ซึ่งเป็นค่าที่ต้องประมาณเช่นกัน ฉะนั้นเราสามารถ scale up หรือ scale down โดยการคูณ β_i ด้วยค่าคงที่ c และทำการหาร f_t ด้วย c เช่นกัน

⁴ ข้อสังเกตนี้สอดคล้องกับ Marcellino et al. (2013) ที่ศึกษาอัตราการเติบโตของ GDP สหภาพยุโรป โดยพบว่าอัตราแลกเปลี่ยน Dollar/Euro มีค่าเป็นลบเช่นกัน

เป็น 0.4448 จากภาพผลการประมาณค่าค่อนข้างสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2549 โดยเฉพาะ ตั้งแต่เริ่มเกิดวิกฤติซับไพรม์ พ.ศ. 2551 แบบจำลองสามารถประมาณค่าอัตราการเติบโตที่เป็นลบในไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2551 และเป็นบวกในไตรมาสที่ 2-4 พ.ศ. 2552 ได้ค่อนข้างดี นอกจากนี้ ในช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหาหมอกควันปกคลุมหลายปี พ.ศ. 2554 อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศที่เป็นลบอย่างรวดเร็วในไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2554 และเพิ่มเป็นบวกอย่างรวดเร็วเช่นกันในไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 นั้น แบบจำลองก็สามารถประมาณค่าอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศได้ดีเช่นกัน

เนื่องจากมีข้อสันนิษฐานว่าดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) น่าจะอธิบายเศรษฐกิจไทยได้ดีกว่าอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (Baht/US dollar: NER) การศึกษาจึงทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบโดยใช้ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) แทนอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) การศึกษาเปรียบเทียบได้ผลว่าความสำคัญของตัวแปรต่างๆ ในการอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง (RGDP) ที่ใช้ REER มีน้ำหนักใกล้เคียงและมีลำดับเหมือนกันกับกรณีที่ใช้ NER ในการศึกษา

รายละเอียดของผลการศึกษาแสดงในตารางที่ 4.4 ค่ามัธยฐานของผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) มีความสำคัญเป็นลำดับที่หนึ่ง สอง สามและสี่ ในการอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง (RGDP) เช่นเดียวกับกรณีใช้ NER ในการศึกษา โดยได้รับน้ำหนัก 0.934, 0.900, 0.888 และ 0.703 ตามลำดับ ในขณะที่จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) ได้รับน้ำหนักค่อนข้างน้อยเพียง 0.329 และเมื่อพิจารณาค่ามัธยฐานของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) พบว่าได้รับค่าน้ำหนักเพียง 0.232 เท่านั้น สำหรับข้อมูลทางการเงิน ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ได้รับน้ำหนัก 0.014 ซึ่งค่าน้ำหนักที่บวกสามารถอธิบายได้ว่าเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.014 และเมื่อพิจารณาปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศ ได้แก่ US Coincident Economic Activity Index (USCI) และ EU Industrial Production Index (EUIPI) โดยทั้งสองตัวชี้วัดมีค่าน้ำหนักมัธยฐานเป็น -0.016 และ 0.262 ตามลำดับ ซึ่งสะท้อนว่าเศรษฐกิจของสหรัฐอเมริกาเป็นตัวแปรชี้นำเศรษฐกิจไทยในภาพรวม

ภาพที่ 4.10 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล (RGDP) รายไตรมาส เมื่อใช้ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.9361 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.3703 ภาพดังกล่าวและผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่ากรณี REER อธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง (RGDP) ได้ดีกว่ากรณี NER เล็กน้อย

4.2.2 ผลการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ส่วนนี้อธิบายผลการประมาณค่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (In-sample Estimation) จากแบบจำลองกรณีที่มี Stochastic Volatility ตารางที่ 4.5 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) ของแต่ละเปอร์เซ็นต์ โดยเทียบกับค่า Factor Loadings ของ RGDP ที่ค่ามัธยฐาน (50th Percentile) ผลการประมาณค่าที่ค่ามัธยฐานแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) ยังคงได้รับน้ำหนักเป็นลำดับที่หนึ่งในการอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศ โดยได้รับน้ำหนัก 1.340 ซึ่งมากกว่า RGDP เองด้วยมูลค่าการส่งออก (EXP) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) ได้รับน้ำหนักเป็นลำดับที่ สอง สามและสี่ โดยได้รับน้ำหนัก 0.745 0.541 และ 0.282 ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรทั้งสี่ตัวเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง เช่นเดียวกับผลการศึกษาจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ใน

ขณะที่จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) ซึ่งเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริงสาขาบริการ (Services Sector) นั้นก็ได้รับน้ำหนักค่อนข้างน้อยเพียง 0.130 และเมื่อพิจารณาค่ามัธยฐานของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) พบว่ามีค่าเพียง 0.091 เท่านั้น สำหรับข้อมูลทางการเงิน อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำหนัก -0.045 ซึ่งสะท้อนการเป็นตัวแปรชี้้นำเศรษฐกิจ (Leading Variable) ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.016 ซึ่งมีค่าน้อยที่สุดเมื่อพิจารณาค่าสัมบูรณ์ ปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศชี้ว่า US Coincident Economic Activity Index (USCI) เป็นตัวแปรชี้้นำเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยได้รับค่าน้ำหนัก -0.024 และ EU Industrial Production Index (EUIPI) ได้รับค่าน้ำหนักเพียง 0.090

ภาพที่ 4.11 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล (RGDP) รายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.8262 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.6530 ค่าจากการประมาณของแบบจำลองค่อนข้างสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2550 แต่แบบจำลองไม่สามารถประมาณค่าได้สอดคล้องกับอัตราการเติบโตจริงตั้งแต่ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2551 ซึ่งวิกฤติซับไพร์มเริ่มส่งผลกระทบมายังประเทศไทย อย่างไรก็ตาม แบบจำลองเริ่มสามารถประมาณค่าได้สอดคล้องกับอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศได้ดีขึ้น ในช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหาพายุไต้ฝุ่นไห่เกียงปี พ.ศ. 2554 ซึ่งอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศเป็นลบอย่างรวดเร็วในไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2554 และเพิ่มเป็นบวกอย่างรวดเร็วในไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555

การศึกษาทำการวิเคราะห์เพิ่มเติมโดยใช้ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) แทนอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (Baht/US dollar: NER) ผลการศึกษาแสดงในตารางที่ 4.6 ผลการประมาณค่า Factor Loadings ของ ดัชนีค่าส่ง (WSI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และ ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) มีค่ามากกว่า 1 (1.382 1.161 และ 1.001) ซึ่งยืนยันว่าทั้ง WSI EXP และ PCI มีความสำคัญในการอธิบาย RGDP มากกว่า RGDP เอง ค่า Factor Loading ของ REER มีค่า 0.028 นั้นยืนยันว่า REER เป็นตัวแปรชี้นำเศรษฐกิจ เช่นเดียวกับกรณี NER ปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศชี้ว่า USCI เป็นตัวแปรชี้นำเศรษฐกิจไทยในภาพรวม โดยได้รับค่าน้ำหนัก -0.026 และ EUIPI ได้รับค่าน้ำหนักเพียง 0.141 โดยภาพรวมแล้วตัวแปรที่เป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริงด้านสินค้าและบริการ ได้แก่ WSI EXP PCI MPI และ FT มีความสามารถในการอธิบาย RGDP มากกว่ากรณี NER (ตารางที่ 1.5) อย่างไรก็ตาม ลำดับความสำคัญของแต่ละตัวแปรในการอธิบาย RGDP ยังคงเหมือนกับกรณี NER

ภาพที่ 4.12 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล (RGDP) รายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.9513 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.4273 ค่าจากการประมาณของแบบจำลองค่อนข้างสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2550 โดยเฉพาะในช่วงวิกฤติซับไพร์มและในช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหาพายุไต้ฝุ่นไห่เกียงปี พ.ศ. 2554 ซึ่งค่าจากการประมาณสอดคล้องกับข้อมูลจริงมากกว่ากรณี NER (ภาพที่ 4.11)

4.2.3 บทวิเคราะห์กรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม

ผลการศึกษาจากการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวมในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา มีประเด็นที่น่าสังเกตดังนี้

1. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้รับน้ำหนักในการอธิบายอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศมากกว่าข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ในประเทศ และข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) ในประเทศ กล่าวอีกนัยหนึ่งคือข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ซึ่งได้แก่ ดัชนีค่าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) เคลื่อนไหวสอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจของประเทศมากกว่าข้อมูลทางเศรษฐกิจตัวอื่นๆ และเมื่อวิเคราะห์ลึกลงไปก็จะพบว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) สามารถอธิบายการเคลื่อนไหวของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศได้ดีที่สุดทั้งแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility นอกจากนี้ ดัชนีค่าส่ง (WSI) มีความสำคัญมากกว่าผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศ ในกรณีแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility เนื่องจากมีค่ามัธยฐานมากกว่าหนึ่ง
2. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้รับน้ำหนักมากกว่าข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ต่างประเทศ ทั้งนี้ไม่ได้หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของเศรษฐกิจต่างประเทศมีอิทธิพลต่อเศรษฐกิจไทยน้อยกว่าการเปลี่ยนแปลงของเศรษฐกิจภายในประเทศไทยเอง และไม่ได้หมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของเศรษฐกิจในประเทศไทยเองมีอิทธิพลต่อเศรษฐกิจไทยมากกว่าการเปลี่ยนแปลงของเศรษฐกิจต่างประเทศ การอธิบายข้อสังเกตดังกล่าวคือ เศรษฐกิจต่างประเทศส่งผลต่อเศรษฐกิจไทยทั้งทางตรงและทางอ้อม การใช้ตัวชี้วัดทางเศรษฐกิจทั้ง US Coincident Economic Activity Index (USCI) และ EU Industrial Production Index (EUIPI) เป็นตัวสะท้อนผลกระทบทางตรง แต่การเปลี่ยนแปลงทางเศรษฐกิจของสหรัฐอเมริกาและสหภาพยุโรปก็ส่งผลทางอ้อมต่อเศรษฐกิจไทยผ่านมูลค่าการส่งออก (EXP) ของไทยด้วยเช่นกัน
3. US Coincident Economic Activity Index (USCI) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวมได้ในระดับหนึ่ง เพราะค่าสัมบูรณ์ของค่ามัธยฐานน้อยมาก อย่างไรก็ตาม ค่ามัธยฐานกรณีแบบจำลองที่มี Stochastic Volatility มีค่าสัมบูรณ์มากกว่าค่ามัธยฐานกรณีแบบจำลองที่ไม่มี Stochastic Volatility ซึ่งสะท้อนการเป็นตัวชี้นำได้มากขึ้น
4. ส่วนต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ไม่สามารถอธิบายวัฏจักรเศรษฐกิจของประเทศไทยได้ดี
5. ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ทำให้ผลการประมาณค่าของแบบจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริงมากขึ้นเมื่อเทียบกับกรณีการประมาณค่าด้วยการใช้อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) แสดงว่า REER มีส่วนช่วยในการอธิบายเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) ได้ดีกว่า NER

4.3 ผลการศึกษากฎเกณฑ์การผลิตสาขาอุตสาหกรรม

ส่วนนี้อธิบายผลการศึกษาเศรษฐกิจไทยภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมโดยแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility ตัวแปรหรือตัวชี้วัดเศรษฐกิจมหภาคที่นำมาใช้ในการศึกษามี 10 ตัว ประกอบไปด้วย

1. ข้อมูลรายไตรมาส คือ อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) ปรับฤดูกาล

2. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) รายเดือนในประเทศ ได้แก่ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (Private Consumption Index: PCI) ดัชนีค้าส่ง (Wholesales Index: WSI) และมูลค่าการส่งออก (Exports: EXP)
3. ข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) รายเดือนในประเทศ ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (Baht/US dollar: NER) หรือดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) และผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (Yield Spread) ระหว่างพันธบัตรอายุ 10 ปี และอายุ 1 เดือน
4. ข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) รายเดือนในประเทศ คือ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index: BSI)
5. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) รายเดือนต่างประเทศ ได้แก่ US Coincident Economic Activity Index (USCI) ของประเทศสหรัฐอเมริกา และ EU Industrial Production Index (EUIPI) ของสหภาพยุโรป

4.3.1 ผลการประมาณค่ากรณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility

ส่วนนี้อธิบายผลการประมาณค่าจากแบบจำลองกรณีที่ไม่มี Stochastic Volatility ตารางที่ 4.7 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) ของแต่ละเปอร์เซ็นต์ โดยเทียบกับค่า Factor Loadings ของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) ที่ค่ามัธยฐาน ผลการประมาณค่าที่ค่ามัธยฐานแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค้าส่ง (WSI) มูลค่าการส่งออก (EXP) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) มีความสำคัญในการอธิบายลำดับที่หนึ่ง สอง สามและสี่ โดยได้รับน้ำหนัก 0.945 0.894 0.870 และ 0.693 ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรทั้งสี่ตัวนี้เป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง และเมื่อพิจารณาที่ค่ามัธยฐานของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) พบว่าได้รับน้ำหนักเพียง 0.225 เท่านั้น อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำหนัก -0.038 ซึ่งยังคงสะท้อนการเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.010 ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่าปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศนั้น US Coincident Economic Activity Index (USCI) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ในขณะที่ตัวแปรเศรษฐกิจของสหภาพยุโรป EU Industrial Production Index (EUIPI) ได้รับน้ำหนัก 0.263 ซึ่งสะท้อนว่าเศรษฐกิจสหภาพยุโรปอธิบาย RGDP ได้ดีกว่าเศรษฐกิจสหรัฐอเมริกา

ภาพที่ 4.13 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.9291 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.4417 ค่าประมาณจากแบบจำลองค่อนข้างสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงในช่วงไตรมาสที่ 2-4 พ.ศ. 2549 ช่วงวิกฤตซับไพร์ม ไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2551-ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2552 และช่วงไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2554-ไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2555 ซึ่งครอบคลุมช่วงเวลาประเทศไทยประสบปัญหาหมอกควัน

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings กรณีดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ของแบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility ผลการประมาณค่าของ ดัชนีค่าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) และมูลค่าการส่งออก (EXP) มีค่าใกล้เคียงกันคือ 0.912 0.900 และ 0.887 ตามลำดับ ค่า Factor Loading ของ REER เท่ากับ 0.012 และของ USCI เท่ากับ -0.013 ซึ่งมีนัยในการเป็นตัวแปรชี้้นำเศรษฐกิจ ค่า Factor Loading ของ BSI และ EUIP ใกล้เคียงกับกรณี NER โดยภาพรวมแล้วผลการศึกษากรณีใช้ REER ไม่แตกต่างจากกรณีใช้ NER

ภาพที่ 4.14 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.9314 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.3771 ผลการประมาณค่าของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมกรณี REER ต่ำกว่ากรณี NER เพียงเล็กน้อย

4.3.2 ผลการประมาณค่ากรณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม โดยใช้แบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ส่วนนี้อธิบายผลการประมาณค่าจากแบบจำลองกรณีที่มี Stochastic Volatility ตารางที่ 4.9 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) ของแต่ละเปอร์เซ็นต์ โดยเทียบกับค่า Factor Loadings ของ RGDPM ที่ค่ามัธยฐาน (50th Percentile) ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) มูลค่าการส่งออก (EXP) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มีความสำคัญเป็นลำดับที่หนึ่ง สอง สามและสี่ โดยได้รับน้ำหนัก 1.724 1.005 0.717 และ 0.393 ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรและตัวชี้วัดทั้งสี่ตัวเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) ยังคงได้รับน้ำหนักน้อยเพียง 0.127 เท่านั้น สำหรับข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำหนัก -0.060 ซึ่งยังสะท้อนการเป็นตัวแปรชี้้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.022 สำหรับปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศ ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า US Coincident Economic Activity Index (USCI) ซึ่งได้รับน้ำหนัก -0.032 นั้นเป็นตัวแปรชี้้นำเศรษฐกิจ (Leading Variable) ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ตัวแปรเศรษฐกิจของสหภาพยุโรป EU Industrial Production Index (EUIPI) ได้รับน้ำหนักเพียง 0.116 โดยสรุปแล้ว แบบจำลองกรณีที่มี Stochastic Volatility ให้ผลการศึกษาเชิงคุณภาพเช่นเดียวกับแบบจำลองกรณีที่ไม่มี Stochastic Volatility

ภาพที่ 4.15 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.8065 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.6787 ค่าจากการประมาณเคลื่อนไหวสอดคล้องกับข้อมูลจริง ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2550 - ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2551 และในช่วงไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2555 ที่ครอบคลุมช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหาหมอกควันหลายปี พ.ศ. 2554

ตารางที่ 4.10 แสดงผลการศึกษากรณีที่ใช้ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) มูลค่าการส่งออก (EXP) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มีความสำคัญเป็นลำดับที่หนึ่ง สอง สามและสี่ โดยได้รับน้ำหนัก 1.529 1.300 1.121 และ 0.799 ตามลำดับ ซึ่งตัวแปรทั้งสี่ตัวเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง WSI EXP และ PCI สามารถอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) ได้ดีกว่าตัว RGDPM เอง เนื่องจากค่า Factor Loading มากกว่า

1 ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) ยังคงได้รับค่าน้ำหนักน้อยเพียง 0.094 เท่านั้น สำหรับข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำหนัก -0.046 ซึ่งยังสะท้อนการเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.015 สำหรับปัจจัยทางเศรษฐกิจต่างประเทศ ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า US Coincident Economic Activity Index (USCI) ซึ่งได้รับน้ำหนัก -0.026 นั้นเป็นตัวแปรชี้นำเศรษฐกิจ (Leading Variable) ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม ตัวแปรเศรษฐกิจของสหภาพยุโรป EU Industrial Production Index (EUIPI) ได้รับน้ำหนักเพียง 0.163 โดยสรุปแล้ว แบบจำลองกรณีที่มี Stochastic Volatility ให้ผลการศึกษาเชิงคุณภาพเช่นเดียวกับ แบบจำลองกรณีที่ไม่มี Stochastic Volatility

ภาพที่ 4.16 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.9521 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.4467 ค่าจากการประมาณเคลื่อนไหวสอดคล้องกับข้อมูลจริง ตั้งแต่ พ.ศ. 2550 ซึ่งการประมาณค่าสอดคล้องกับข้อมูลจริงมากกว่ากรณี NER

4.3.3 บทวิเคราะห์กรณีภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม

ผลการศึกษาจากการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา มีประเด็นที่น่าสนใจดังนี้

1. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมมากกว่าข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ในประเทศและข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) ในประเทศ ซึ่งข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้แก่ ดัชนีค่าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) นอกจากนี้ ดัชนีค่าส่ง (WSI) เป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมได้ดีที่สุดทั้งแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility และ ดัชนีค่าส่ง (WSI) มีความสำคัญมากกว่าผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมเองในกรณีแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility เนื่องจากมีค่ามัธยฐานมากกว่าหนึ่ง
2. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้รับ น้ำหนัก มากกว่า ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ต่างประเทศ เช่นเดียวกับผลการศึกษากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม
3. US Coincident Economic Activity Index (USCI) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมในระดับหนึ่งเช่นกัน เพราะค่าสัมบูรณ์ของค่ามัธยฐานน้อยมาก อย่างไรก็ตาม ค่ามัธยฐานกรณีแบบจำลองที่มี Stochastic Volatility มีค่าสัมบูรณ์มากกว่าค่ามัธยฐานกรณีแบบจำลองที่ไม่มี Stochastic Volatility ซึ่งสะท้อนการเป็นตัวชี้นำได้มากขึ้น
4. ส่วนต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ไม่สามารถอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม

- ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ทำให้ผลการประมาณค่าของแบบจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริงมากขึ้นเมื่อเทียบกับกรณีการประมาณค่าด้วยการใช้อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) แสดงว่า REER มีส่วนช่วยในการอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) ได้ดีกว่า NER

4.4 ผลการศึกษากรณีสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

ส่วนนี้อภิปรายผลการศึกษาเศรษฐกิจไทยสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดยแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ทั้งแบบมีและไม่มี Stochastic Volatility โดยตัวแปรหรือตัวชี้วัดเศรษฐกิจมหภาคที่ใช้ในการศึกษามี 9 ตัว ประกอบไปด้วย

- ข้อมูลรายไตรมาส คือ อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาลสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) รายไตรมาส
- ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) รายเดือนในประเทศ ได้แก่ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (Private Consumption Index: PCI) ดัชนีค้าส่ง (Wholesales Index: WSI) มูลค่าการส่งออก (Exports: EXP) และจำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (Foreign Tourists: FT)
- ข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) รายเดือนในประเทศ คืออัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (Baht/US dollar: NER) หรือดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) และผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (Yield Spread) ระหว่างพันธบัตรอายุ 10 ปี และอายุ 1 เดือน
- ข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) รายเดือนในประเทศ คือ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index: BSI)

4.4.1 ผลการประมาณค่ากรณีสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility

ส่วนนี้อภิปรายผลการประมาณค่าจากแบบจำลองกรณีที่ไม่มี Stochastic Volatility ตารางที่ 4.11 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) ของแต่ละเปอร์เซ็นต์ไทล์ โดยเทียบกับค่า Factor Loadings ของ RGDPWR ที่ค่ามัธยฐาน (50th Percentile) คำนวณมัธยฐานของผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) และดัชนีค้าส่ง (WSI) ได้รับน้ำหนักใกล้เคียงกันคือ 1.269 และ 1.280 ตามลำดับ มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) ได้รับน้ำหนักเป็นลำดับที่สามและสี่ โดยได้รับน้ำหนัก 1.176 และ 0.954 ตามลำดับ ซึ่งทั้งตัวแปรทั้งสี่ตัวเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) ได้น้ำหนักในลำดับถัดมาคือ 0.473 และเมื่อพิจารณาค่ามัธยฐานของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) พบว่าได้รับน้ำหนัก 0.339 ซึ่งมากกว่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (0.236) และภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (0.220) จากแบบจำลองกรณีที่ไม่มี Stochastic Volatility สำหรับข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำ

หน้า -0.054 ซึ่งยังสะท้อนการเป็นตัวแปรชี้หน้า (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ซึ่งเป็นที่น่าสังเกตว่าสามารถชี้หน้าเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้มากกว่าเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (-0.040) และภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (-0.038) ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นถึงแม้ว่าได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.023 แต่มากกว่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (0.015) และภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (0.010)

ภาพที่ 4.17 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility กับ ค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.7790 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.6660 จากภาพเราจะเห็นได้ว่าผลการประมาณค่าอธิบายอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง สาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมได้ไม่ค่อยดีนัก ค่าประมาณจากแบบจำลองสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงเพียงช่วงไตรมาสที่ 1-3 พ.ศ. 2552 และช่วงช่วงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2555 ซึ่งครอบคลุมช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหาหาอุทกภัย และเป็นที่น่าสังเกตว่า ค่าประมาณเกือบเป็นค่าเดียวกันกับค่าจริงในไตรมาสที่ 3 พ.ศ. 2551

ตารางที่ 4.12 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings กรณีดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ของแบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility ผลการประมาณค่าของดัชนีค่าส่ง (WSI) และ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มีค่าใกล้เคียงกันคือ 1.282 และ 1.261 ตามลำดับ ในขณะที่มูลค่าการส่งออก (EXP) มีค่า Factor Loading เท่ากับ 1.178 ค่าที่มากกว่า 1 นั้นมีนัยว่าทั้ง WSI MPI และ EXP มีความสำคัญในการอธิบาย RGDPWR มากกว่า RGDPWR เอง ค่า Factor Loading ของ REER มีค่า -0.106 ซึ่งไม่มีนัยในการเป็นตัวแปรชี้หน้าเศรษฐกิจ โดยภาพรวมแล้วผลการศึกษารวมใช้ REER ไม่แตกต่างจากกรณีใช้ NER ทั้งทางด้านค่า Factor Loading และลำดับความสำคัญในการอธิบาย RGDPWR

ภาพที่ 4.18 แสดงค่าจากการประมาณ (Estimated) ของแบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility กับ ค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.8198 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.5872 จากภาพเราจะเห็นได้ว่าผลการประมาณค่าอธิบายอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริง สาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมได้ดีหลังเกิดวิกฤติซับไพร์ม หากเปรียบเทียบกับกรณี NER

4.4.2 ผลการประมาณค่ากรณีสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ส่วนนี้อธิบายผลการประมาณค่าจากแบบจำลองกรณีที่มี Stochastic Volatility ตารางที่ 4.13 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) ของแต่ละเปอร์เซ็นต์ โดยเทียบกับค่า Factor Loadings ของ RGDPWR ที่ค่ามัธยฐาน (50th Percentile) ผลการประมาณค่าแสดงให้เห็นว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) มูลค่าการส่งออก (EXP) ดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) สามารถอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เป็นลำดับที่หนึ่ง สอง สาม และสี่ โดยได้รับน้ำหนัก 1.690 0.940 0.682 และ 0.353 ตามลำดับ ซึ่งทั้งตัวแปรทั้งสี่ตัวเป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) ได้น้ำหนักในลำดับถัดมาคือ 0.164 และเมื่อพิจารณา ค่ามัธยฐานของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) พบว่าได้รับค่าน้ำหนัก 0.122 ซึ่งมากกว่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (0.091) แต่ใกล้เคียงกับภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (0.127) สำหรับข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ได้รับน้ำหนัก -0.056 ซึ่งยังสะท้อนการ

เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ซึ่งเป็นที่น่าสังเกตว่า NER สามารถชี้นำเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ใกล้เคียงกับเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (-0.045) และภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (-0.060) ส่วนผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) นั้นถึงแม้ว่าได้รับน้ำหนักน้อยมากเพียง 0.021 ซึ่งใกล้เคียงกับกรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (0.016) และภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (0.022)

ภาพที่ 4.19 แสดงค่าจากการประมาณของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราดอกเบี้ยของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาลรายไตรมาส โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.6996 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.7449 ผลการประมาณค่าค่อนข้างสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงเฉพาะช่วงมหาอุทกภัยเท่านั้น

ตารางที่ 4.14 แสดงผลการประมาณค่า Factor Loadings กรณีดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility ผลการประมาณค่าของ WSI และ EXP มีค่า 1.394 และ 1.174 ในขณะที่ PCI มีค่า Factor Loading เท่ากับ 1.056 ค่าที่มากกว่า 1 นั้นมีนัยว่าทั้ง WSI EXP และ PCI มีความสำคัญในการอธิบาย RGDPWR มากกว่า RGDPWR เอง ค่า Factor Loading ของ REER มีค่า -0.191 ซึ่งไม่มีนัยในการเป็นตัวแปรชี้นำเศรษฐกิจ โดยภาพรวมแล้วตัวแปรที่เป็นตัวแทนภาคเศรษฐกิจจริง ได้แก่ WSI EXP PCI MPI และ FT มีความสามารถในการอธิบาย RGDPWR มากกว่ากรณี NER (ตารางที่ 4.13) อย่างไรก็ตาม ลำดับความสำคัญของแต่ละตัวแปรในการอธิบาย RGDP ยังคงเหมือนกับกรณี NER

ภาพที่ 4.20 แสดงค่าจากการประมาณของแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราดอกเบี้ยของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาลรายไตรมาส กรณี REER โดยมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เป็น 0.8442 และค่า Root Mean Square Error (RMSE) เป็น 0.5459 ผลการประมาณค่าค่อนข้างสอดคล้องกันกับข้อมูลจริงเฉพาะช่วงมหาอุทกภัยเท่านั้น เช่นเดียวกับกรณี NER

4.4.3 บทวิเคราะห์กรณีสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

ผลการศึกษาจากการประมาณค่ากรณีสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา มีประเด็นที่น่าสังเกตดังนี้

1. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการอธิบายเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ มากกว่าข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ในประเทศ และข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) ในประเทศ ซึ่งข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้แก่ ดัชนีการค้าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) นอกจากนี้ ดัชนีการค้าส่ง (WSI) เป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีที่สุดจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility และดัชนีการค้าส่ง (WSI) มีความสำคัญมากกว่าผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เองในกรณีแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility เนื่องจากมีค่ามัธยฐานมากกว่าหนึ่ง
2. จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) อธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีกว่าเศรษฐกิจไทยในภาพรวม

3. ส่วนต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ไม่สามารถอธิบายเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ
4. อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) มีนัยในการเป็นตัวแปรชี้้นำทางเศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) แต่ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ไม่มีนัยในการเป็นตัวแปรชี้้นำทางเศรษฐกิจ
5. การศึกษาที่ใช้ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) สามารถอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) ได้ดีกว่าการศึกษาที่ใช้ NER เฉพาะแบบจำลองที่มี Stochastic Volatility อย่างไรก็ตามลำดับความสำคัญของแต่ละตัวแปรในการอธิบาย RGDPWR เหมือนกับกรณี NER

4.5 ผลการพยากรณ์ Out-of-sample

4.5.1 ผลการพยากรณ์ กรณีข้อมูลครบไตรมาส

ส่วนนี้อภิปรายผลการพยากรณ์ กรณีมีข้อมูลรายเดือนครบทั้งไตรมาส (มีข้อมูลครบสามเดือนในไตรมาส) ในเบื้องต้นงานศึกษาพยากรณ์โดยใช้อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) ตารางที่ 4.15 แสดงค่า RMSE และตารางที่ 4.16 แสดงค่า MAE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) เศรษฐกิจไทยภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) เศรษฐกิจไทยสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ จากตารางจะเห็นได้ว่า แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์ได้ดีกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(2) และ Random Walk เนื่องจากมีค่า RMSE และค่า MAE น้อยกว่า และที่สำคัญแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) ได้ดีกว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility คือค่า RMSE จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility เป็น 0.98 ในขณะที่ค่า RMSE จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility เป็น 1.47 นอกจากนี้ แบบจำลอง AR(2) พยากรณ์ได้ดีกว่า แบบจำลอง Random Walk และ แบบจำลอง AR(2) ที่ประมาณการด้วยวิธี Bayesian ดีกว่าวิธีการประมาณการแบบ OLS หากพิจารณาค่า MAE จะได้ข้อสรุปเช่นเดียวกัน

ผลการพยากรณ์เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) และ เศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) นั้นได้ข้อสรุปเหมือนกันกับกรณีผลการพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) เมื่อพิจารณาค่า RMSE หรือค่า MAE นั่นคือ ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตมีประสิทธิภาพดีกว่าผลการพยากรณ์จากแบบจำลองอ้างอิง อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility และเป็นที่น่าสังเกตว่าหากเราพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) และ เศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) ว่ามีอัตราการเติบโตเป็นศูนย์ (Zero growth) ผลการพยากรณ์ยังดีกว่าการพยากรณ์จากแบบจำลองอ้างอิง

สำหรับกรณี REER ตารางที่ 4.17 แสดงค่า RMSE และตารางที่ 4.18 แสดงค่า MAE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้า เมื่อพิจารณาค่า RMSE หรือค่า MAE ผลการพยากรณ์จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตมีประสิทธิภาพดีกว่าผลการพยากรณ์จากแบบจำลองอ้างอิง ทั้งการพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP)

เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) และเศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility เช่นเดียวกันกับกรณี NER

4.5.2 ผลการพยากรณ์ กรณีข้อมูลไม่ครบไตรมาส

ส่วนนี้อธิบายผลการพยากรณ์ กรณีมีข้อมูลรายเดือนไม่ครบทั้งไตรมาส นั่นคือการพยากรณ์เมื่อมีข้อมูลเพียงหนึ่ง หรือสองเดือนในไตรมาสนั้นๆ เนื่องจาก การที่ต้องรอให้ข้อมูลรายเดือนครบทั้งไตรมาสเพื่อจะทำการพยากรณ์ก็จะเกิดความล่าช้า แต่เราสามารถพยากรณ์เมื่อมีข้อมูลเพียงหนึ่งหรือสองเดือนแรกในแต่ละไตรมาสก็จะช่วยให้การพยากรณ์เป็นปัจจุบันและมีประโยชน์ในการดำเนินนโยบายมากขึ้น แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ทำการศึกษานี้ใช้ข้อมูลรายเดือนมาพยากรณ์ข้อมูลรายไตรมาส ซึ่งแบบจำลองสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับสถานการณ์จริงเมื่อข้อมูลรายเดือนที่นำมาใช้ในการพยากรณ์นั้นมีไม่ครบไตรมาส ได้แก่กรณีมีข้อมูลรายเดือนเฉพาะเดือนแรกของไตรมาสใดๆ และกรณีมีข้อมูลรายเดือนสองเดือนแรกของไตรมาสใดๆ ซึ่งทั้งสองกรณีแบบจำลองจะพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนให้ครบไตรมาสก่อนแล้วจึงนำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลรายไตรมาส ตารางที่ 4.19 แสดงค่า RMSE จากการพยากรณ์กรณีที่มีข้อมูลรายเดือน 1, 2 และ 3 เดือนในแต่ละไตรมาสมาเพื่อพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) ผลการศึกษาชี้ว่าการที่มีข้อมูลรายเดือนเพียง 1 เดือนนั้นให้ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มากที่สุด เช่นแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ไม่มี Stochastic Volatility นั้น ค่า RMSE เท่ากับ 1.44 กรณีมีข้อมูลรายเดือน 1 เดือน แต่เท่ากับ 0.98 กรณีมีข้อมูลครบสามเดือนในแต่ละไตรมาส นอกจากนี้แบบจำลองเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ยังคงมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่มี Stochastic Volatility

4.6 บทวิเคราะห์

ผลการศึกษาจากการประมาณค่าในช่วงเวลาในการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) ทั้งสามกรณีคือ เศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ สามารถสรุปเป็นประเด็นในการวิเคราะห์ ได้ดังนี้

1. ตัวแปรหลักทางเศรษฐกิจมหภาคที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) ตัวแปรทางเศรษฐกิจมหภาคที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย ทั้งเศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดยตัวแปรหลักด้านอุปทานได้แก่ ดัชนีคำสั่ง (WSI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) ส่วนตัวแปรหลักด้านอุปสงค์ได้แก่ มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) หากพิจารณาลงไปในแต่ละด้านจะพบว่า ดัชนีคำสั่ง (WSI) เป็นตัวแปรหลักด้านอุปทาน และมูลค่าการส่งออก (EXP) เป็นตัวแปรหลักด้านอุปสงค์

2. เศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) และดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) อธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีกว่าเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ซึ่ง

แสดงให้เห็นว่าการจับจ่ายใช้สอยของนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศที่มาเที่ยวในประเทศไทยนั้นส่งผลต่อเศรษฐกิจไทยในภาพรวมผ่านเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ และดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) สะท้อนเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เป็นหลัก

3. ตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจ

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในขณะที่เศรษฐกิจประเทศสหรัฐอเมริกา และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม และเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม อย่างไรก็ตามทั้งสามตัวแปรมีระดับความเข้มข้นในการเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) ไม่สูงมากนัก

4. ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) การศึกษาพบว่าแบบจำลองทั้งแบบไม่มีและมี Stochastic Volatility กรณี REER สามารถอธิบายเศรษฐกิจไทยในภาพรวม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีกว่ากรณี NER ทั้งในการประมาณค่าและการพยากรณ์ จึงสรุปได้ว่า REER เป็นตัวแปรที่มีความเหมาะสมในการใช้ศึกษาเศรษฐกิจไทยในภาพรวม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ และ NER เป็นตัวแปรที่มีความเหมาะสมในการใช้ศึกษาเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม

5. แบบจำลองกับผันผวนของเศรษฐกิจไทย

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) แบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility สามารถให้ค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริง มากกว่าแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility คำอธิบายคือเศรษฐกิจไทยประสบกับความผันผวนอย่างรุนแรงเพียง 2 ครั้งคือช่วงวิกฤติซับไพร์ม และช่วงมหาอุทกภัย ซึ่งอาจไม่เพียงพอที่จะให้แบบจำลองเรียนรู้เพื่อนำมาใช้ในการประมาณค่า อย่างไรก็ตาม แบบจำลองทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility สามารถอธิบายความผันผวนอย่างมากของเศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหามหาอุทกภัยได้ดี นอกจากนี้ แบบจำลองทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility อธิบายเศรษฐกิจไทยในภาพรวมได้ดีกว่าเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

ตารางที่ 4.1: เปรียบเทียบผลการประมาณค่าพารามิเตอร์จาก Bayesian Inference และ Classical Inferences

	True value	Prior		Posterior				OLS Results
		Mean	SD	Mean	SD	Median	(5%, 95%) band	
μ	0	0	1.000	-0.0057	0.0065	-0.0056	(-0.0162, 0.0046)	-0.0061
ϕ_1	0.5229	0	1.000	0.6294	0.0644	0.6270	(0.5252, 0.7373)	0.6306
ϕ_2	-0.3012	0	1.000	-0.2750	0.0612	-0.2748	(-0.3788, -0.1784)	-0.2772
σ^2	0.0100	-	-	0.0100	0.0009	0.0099	(0.0083, 0.0115)	0.0095

ตารางที่ 4.2: RMSE ของ OLS และ Bayesian estimators (คำนวณโดยใช้ค่าเฉลี่ย) สำหรับการพยากรณ์ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556

	AR(1)	AR(2)	AR(3)
OLS	5.5485	6.3104	6.6865
Bayesian	5.5912	5.9355	5.8611

ตารางที่ 4.3: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDP	0.6080	0.8736	1.0000	1.1319	1.4297
MPI	0.7416	0.839	0.910	0.981	1.087
PCI	0.5465	0.635	0.700	0.768	0.874
WSI	0.7662	0.873	0.956	1.034	1.161
EXP	0.7034	0.813	0.887	0.967	1.095
FT	0.1264	0.253	0.332	0.413	0.542
NER	-0.0842	-0.057	-0.040	-0.024	-0.001
YS	-0.0336	-0.005	0.015	0.037	0.069
BSI	0.1556	0.202	0.234	0.268	0.319
USCI	-0.0513	-0.030	-0.016	-0.001	0.023
EUPI	0.0528	0.162	0.244	0.337	0.464

ตารางที่ 4.4: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDP	1.2986	1.1127	1.0000	0.8973	0.7193
MPI	1.0787	0.973	0.900	0.828	0.724
PCI	0.8735	0.772	0.703	0.635	0.540
WSI	1.1437	1.018	0.934	0.851	0.729
EXP	1.0833	0.964	0.888	0.811	0.701
FT	0.5317	0.411	0.329	0.247	0.125
REER	0.0721	0.037	0.014	-0.009	-0.042
YS	0.0625	0.033	0.014	-0.006	-0.035
BSI	0.3202	0.267	0.232	0.198	0.151
USCI	0.0232	-0.000	-0.016	-0.032	-0.054
EUIP	0.4771	0.349	0.262	0.173	0.048

ตารางที่ 4.5: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDP	0.6908	0.8858	1.0000	1.1094	1.2615
MPI	0.1439	0.228	0.282	0.344	0.431
PCI	0.4156	0.490	0.541	0.591	0.663
WSI	1.2529	1.314	1.340	1.356	1.375
EXP	0.6144	0.692	0.745	0.805	0.884
FT	0.0148	0.084	0.130	0.178	0.252
NER	-0.0676	-0.054	-0.045	-0.037	-0.025
YS	-0.0059	0.006	0.016	0.025	0.039
BSI	0.0367	0.069	0.091	0.111	0.140
USCI	-0.0456	-0.033	-0.024	-0.016	-0.002
EUPI	-0.0549	0.035	0.090	0.154	0.234

ตารางที่ 4.6: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวม จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDP	2.0192	1.3704	1.0000	0.6560	0.2712
MPI	1.3165	0.969	0.785	0.638	0.479
PCI	1.3998	1.168	1.001	0.877	0.684
WSI	1.8663	1.585	1.382	1.179	0.920
EXP	1.6118	1.341	1.161	1.000	0.781
FT	0.6810	0.445	0.319	0.223	0.083
REER	0.0928	0.052	0.028	0.008	-0.023
YS	0.0835	0.055	0.037	0.022	0.002
BSI	0.2384	0.178	0.140	0.109	0.068
USCI	0.0180	-0.008	-0.026	-0.045	-0.077
EUIP	0.4280	0.253	0.141	0.038	-0.116

ตารางที่ 4.7: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPM	0.7249	0.9011	1.0000	1.1131	1.3168
MPI	0.7045	0.803	0.870	0.940	1.038
PCI	0.5298	0.619	0.693	0.758	0.851
WSI	0.7414	0.864	0.945	1.020	1.141
EXP	0.7038	0.818	0.894	0.968	1.071
NER	-0.0757	-0.053	-0.038	-0.022	0.001
YS	-0.0377	-0.009	0.010	0.028	0.057
BSI	0.1465	0.192	0.225	0.257	0.309
USCI	-0.0498	-0.029	-0.015	-0.000	0.021
EUIP	0.0681	0.187	0.264	0.343	0.459

ตารางที่ 4.8: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPM	1.3021	1.1170	1.0000	0.9028	0.7440
MPI	1.0958	0.977	0.900	0.819	0.726
PCI	0.9029	0.783	0.711	0.643	0.548
WSI	1.1408	0.995	0.912	0.817	0.699
EXP	1.0861	0.966	0.887	0.799	0.689
REER	0.0744	0.038	0.012	-0.011	-0.048
YS	0.0703	0.035	0.016	-0.006	-0.038
BSI	0.3200	0.269	0.230	0.197	0.151
USCI	0.0327	0.004	-0.013	-0.028	-0.051
EUIP	0.4813	0.360	0.274	0.195	0.059

ตารางที่ 4.9: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
GDP	0.4244	0.7453	1.0000	1.2851	1.6016
MPI	0.1900	0.311	0.393	0.476	0.635
PCI	0.5245	0.640	0.717	0.794	0.925
WSI	1.6583	1.699	1.724	1.925	1.962
EXP	0.7963	0.925	1.005	1.094	1.224
NER	-0.0914	-0.072	-0.060	-0.048	-0.031
YS	-0.0072	0.010	0.022	0.035	0.053
BSI	0.0487	0.097	0.127	0.156	0.198
USCI	-0.0603	-0.044	-0.032	-0.019	-0.001
EUIP	-0.0768	0.038	0.116	0.202	0.341

ตารางที่ 4.10: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility โดยใช้ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPM	0.3973	0.6941	1.0000	1.2849	2.0026
MPI	0.4894	0.667	0.799	0.972	1.574
PCI	0.8395	0.985	1.121	1.249	1.537
WSI	1.1376	1.370	1.529	1.761	2.068
EXP	0.9396	1.159	1.300	1.492	1.793
REER	-0.0212	0.012	0.034	0.059	0.102
BSI	0.0789	0.131	0.164	0.193	0.255
YS	0.0035	0.025	0.040	0.059	0.086
USCI	-0.0832	-0.047	-0.026	-0.005	0.023
EUIP	-0.1154	0.050	0.163	0.289	0.475

ตารางที่ 4.11: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยสาขา การค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยใช้ ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPWR	0.5904	0.8541	1.0000	1.1745	1.4552
MPI	1.0295	1.175	1.269	1.362	1.505
PCI	0.7357	0.868	0.954	1.049	1.209
WSI	1.0186	1.176	1.280	1.398	1.575
EXP	0.9088	1.067	1.176	1.293	1.452
FT	0.1878	0.361	0.473	0.591	0.760
NER	-0.1179	-0.078	-0.054	-0.028	0.008
YS	-0.0460	-0.005	0.023	0.051	0.096
BSI	0.2188	0.286	0.331	0.376	0.449

ตารางที่ 4.12: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยสาขา การค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility โดยใช้ ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPWR	0.4701	0.8053	1.0000	1.2032	1.5833
MPI	1.0333	1.165	1.261	1.359	1.498
PCI	0.7369	0.871	0.965	1.058	1.194
WSI	1.0272	1.178	1.282	1.392	1.548
EXP	0.9222	1.072	1.178	1.283	1.443
FT	0.1773	0.344	0.454	0.571	0.728
REER	-0.3711	-0.217	-0.106	0.001	0.153
YS	-0.0425	-0.006	0.020	0.048	0.088
BSI	0.2148	0.277	0.325	0.374	0.438

ตารางที่ 4.13: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยสาขา การค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility โดยใช้ ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPWR	0.6487	0.8805	1.0000	1.1068	1.2477
MPI	0.1854	0.289	0.353	0.426	0.535
PCI	0.5057	0.609	0.682	0.751	0.852
WSI	1.5566	1.633	1.690	1.721	1.821
EXP	0.7789	0.874	0.940	1.013	1.119
FT	0.0173	0.104	0.164	0.221	0.311
NER	-0.0834	-0.067	-0.056	-0.046	-0.030
YS	-0.0067	0.009	0.021	0.031	0.047
BSI	0.0533	0.095	0.122	0.148	0.184

ตารางที่ 4.14: ค่า Factor Loadings (Posterior Estimates of the Factor Loadings) กรณีเศรษฐกิจไทยสาขา การค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility โดยใช้ ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
RGDPWR	0.2109	0.7178	1.0000	1.2665	1.7576
MPI	0.5241	0.759	0.919	1.132	1.538
PCI	0.6954	0.902	1.056	1.226	1.497
WSI	0.8964	1.187	1.394	1.647	2.019
EXP	0.7638	1.012	1.174	1.363	1.677
FT	0.1249	0.251	0.360	0.476	0.708
REER	-0.4559	-0.287	-0.191	-0.100	0.007
YS	0.0032	0.025	0.039	0.055	0.082
BSI	0.0760	0.116	0.150	0.188	0.259

ตารางที่ 4.15: RMSE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้าแบบ Out-of-sample จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตโดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER) และแบบจำลองอ้างอิง ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึง ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556

	DFM No SVOL	DFM SVOL	AR(2) Bayesian	AR(2) OLS	Random Walk	Zero growth
RGDP	0.98	1.47	2.25	2.43	3.05	1.79
RGDPM	1.06	1.27	2.22	2.52	3.18	1.85
RGDPWR	0.71	0.71	1.40	1.42	2.20	1.29

หมายเหตุ: DFM No SVOL คือ แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility และ DFM SVOL คือแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ตารางที่ 4.16: MAE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้าแบบ Out-of-sample จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตโดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER) และแบบจำลองอ้างอิง ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึง ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556

	DFM No SVOL	DFM SVOL	AR(2) Bayesian	AR(2) OLS	Random Walk	Zero growth
RGDP	0.74	0.95	1.52	1.65	1.99	1.04
RGDPM	0.74	0.87	1.52	1.65	1.99	1.07
RGDPWR	0.61	0.61	1.08	1.13	1.52	0.94

หมายเหตุ: DFM No SVOL คือ แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility และ DFM SVOL คือแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ตารางที่ 4.17: RMSE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้าแบบ Out-of-sample จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตและแบบจำลองอ้างอิง ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556 โดยใช้ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

	DFM No SVOL	DFM SVOL
RGDP	0.95	1.19
RGDPM	1.04	1.53
RGDPWR	0.67	0.82

หมายเหตุ: DFM No SVOL คือ แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility และ DFM SVOL คือแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

ตารางที่ 4.18: MAE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้าแบบ Out-of-sample จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตและแบบจำลองอ้างอิง ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556 โดยใช้ข้อมูลดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER)

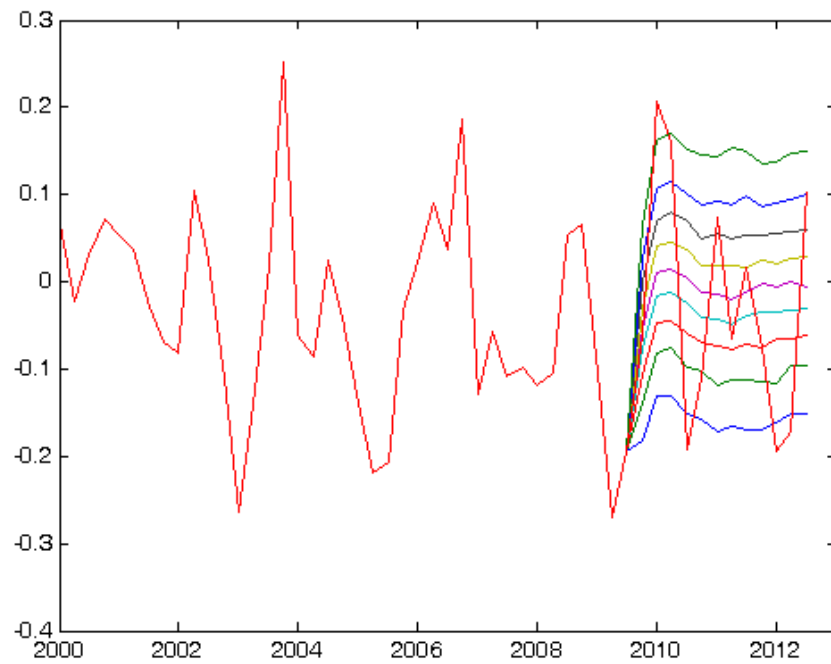
	DFM No SVOL	DFM SVOL
RGDP	0.68	0.73
RGDPM	0.70	0.89
RGDPWR	0.55	0.64

หมายเหตุ: DFM No SVOL คือ แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility และ DFM SVOL คือแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

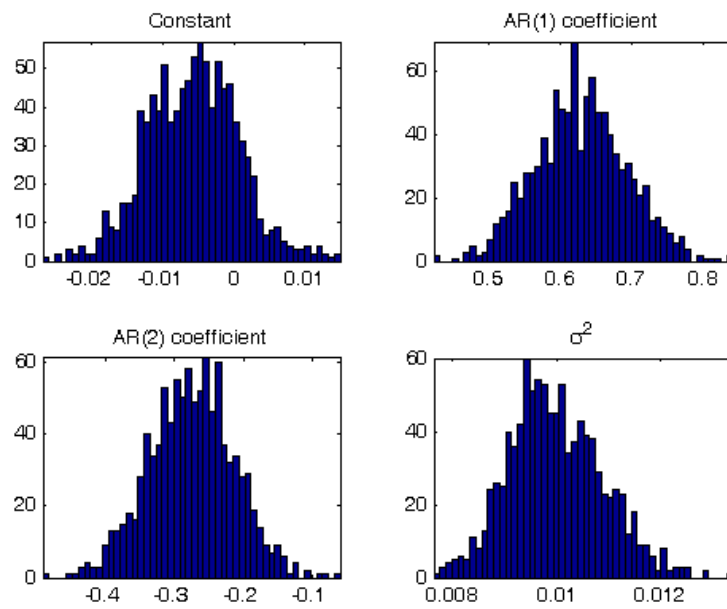
ตารางที่ 4.19: RMSE ของการพยากรณ์ 1 ไตรมาสข้างหน้าแบบ Out-of-sample กรณีที่มีข้อมูลไม่ครบไตรมาส จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตและแบบจำลองอ้างอิง ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556 ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงิน (NER)

	DFM No SVOL	DFM SVOL
มีข้อมูล 1 เดือน	1.44	1.66
มีข้อมูล 2 เดือน	1.04	1.53
มีข้อมูล 3 เดือน	0.98	1.47

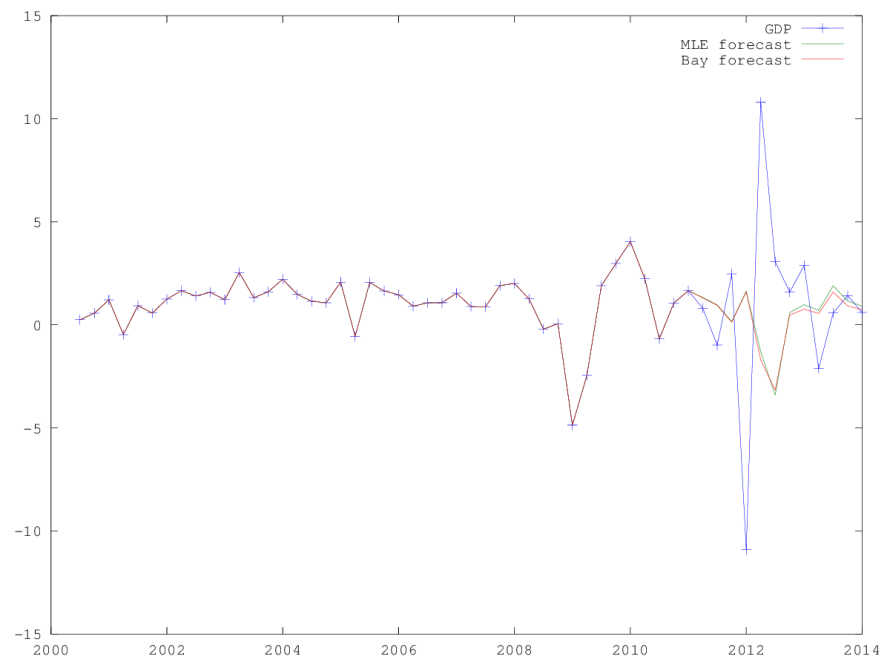
ภาพที่ 4.1: ข้อมูลจำลอง $y_t, t = 1, \dots, 264$ (เส้นแดง) และ fan chart ที่ percentiles 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, and 90% ที่ได้จากการใช้ Gibbs sampling กับข้อมูล 252 ตัวแรก



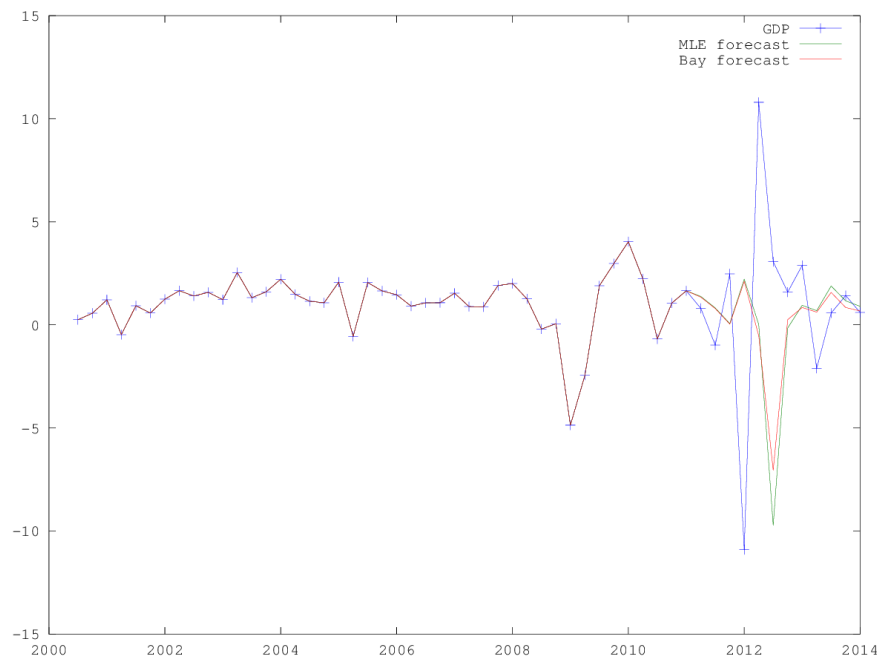
ภาพที่ 4.2: Histograms ของการสุ่มวิธี Gibbs Sampling



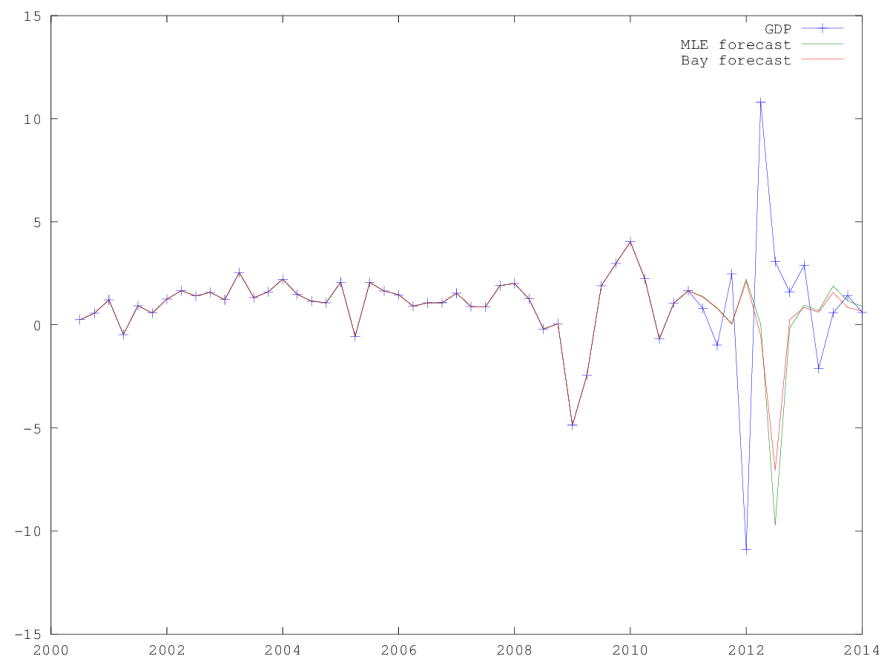
ภาพที่ 4.3: GDP ค่าการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และวิธี Bayesian ของแบบจำลอง AR(1) สำหรับการพยากรณ์ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556



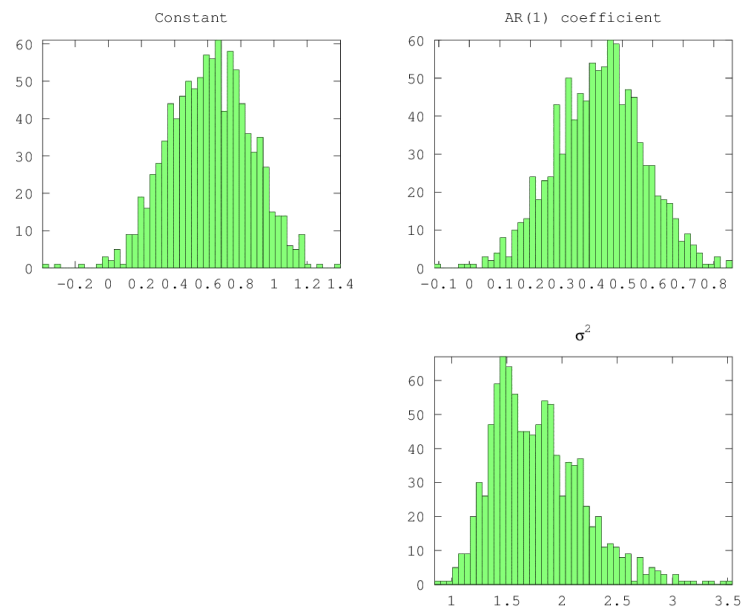
ภาพที่ 4.4: GDP ค่าการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และวิธี Bayesian ของแบบจำลอง AR(2) สำหรับการพยากรณ์ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556



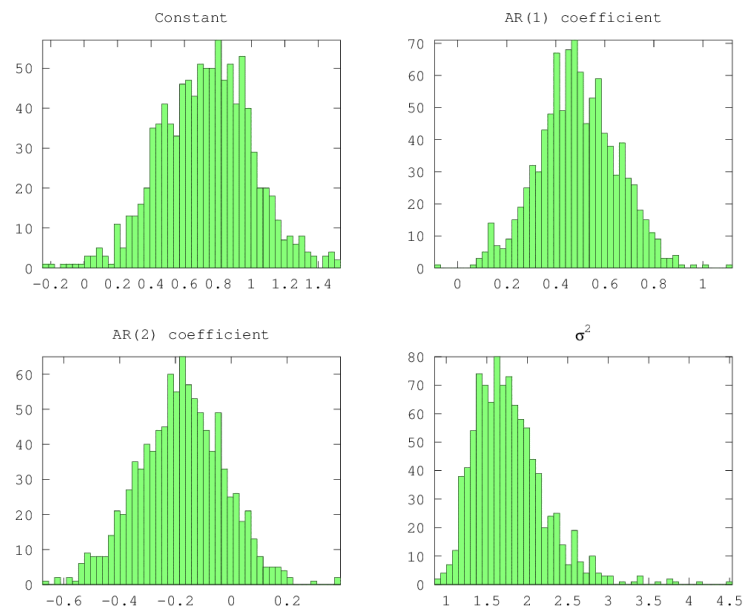
ภาพที่ 4.5: GDP ค่าการพยากรณ์ด้วยวิธี OLS และวิธี Bayesian ของแบบจำลอง AR(3) สำหรับการพยากรณ์ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556



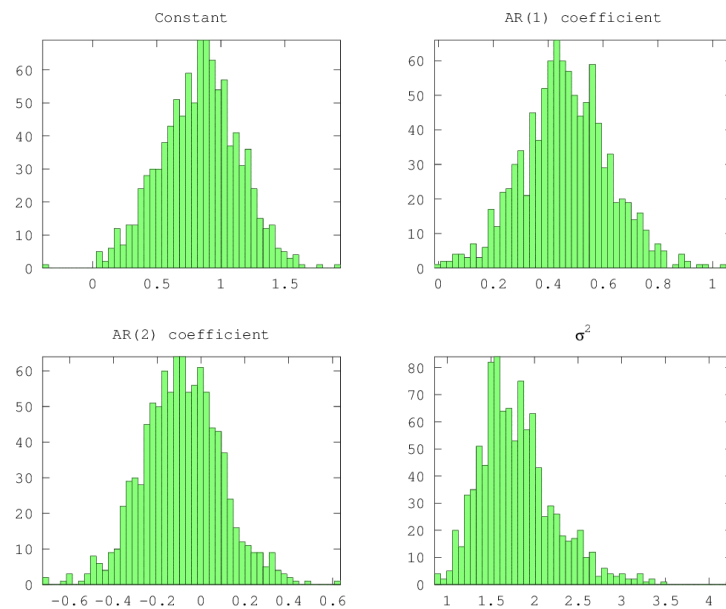
ภาพที่ 4.6: Histogram ของการสุ่มด้วยวิธี Gibbs sampling ของแบบจำลอง AR(1) กับข้อมูล GDP ในช่วงไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2543 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2553



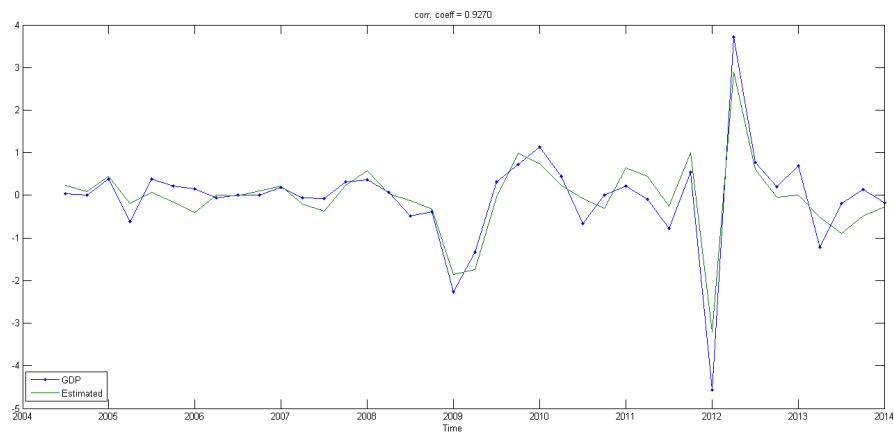
ภาพที่ 4.7: Histogram ของการสุ่มด้วยวิธี Gibbs sampling ของแบบจำลอง AR(2) กับข้อมูล GDP ในช่วงไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2543 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2553



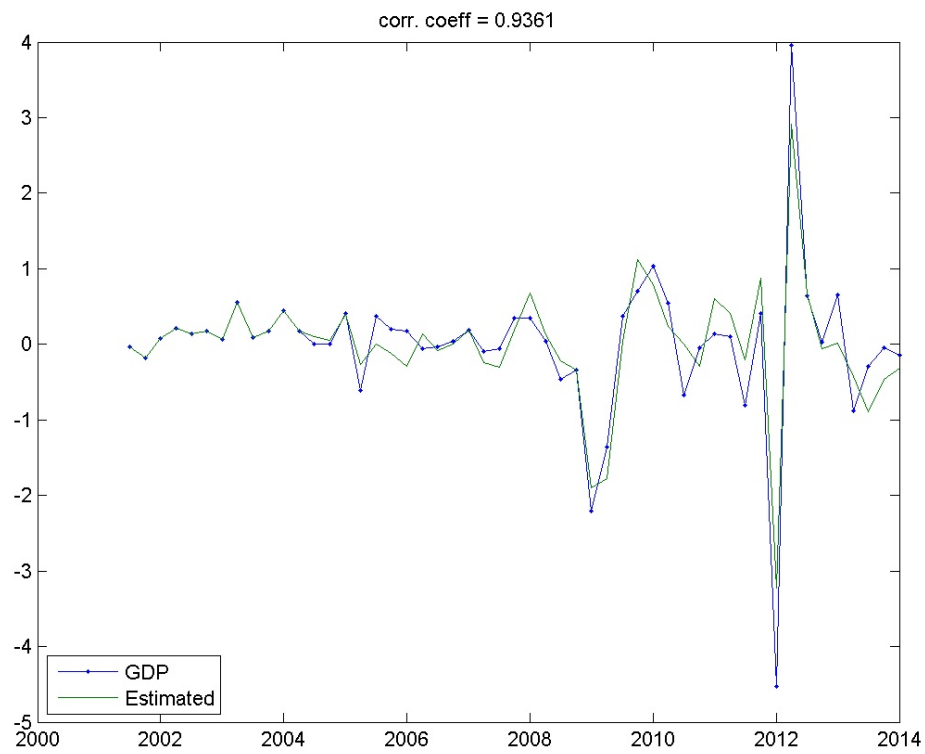
ภาพที่ 4.8: Histogram ของการสุ่มด้วยวิธี Gibbs sampling ของแบบจำลอง AR(3) กับข้อมูล GDP ในช่วงไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2543 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2553



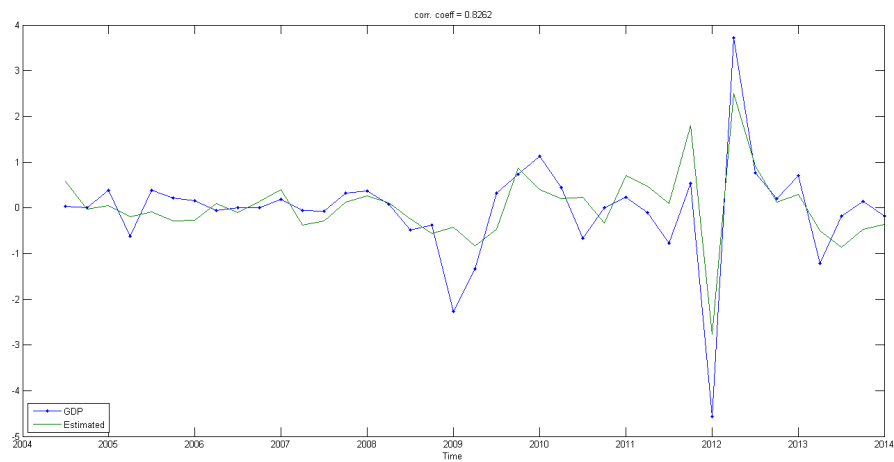
ภาพที่ 4.9: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล



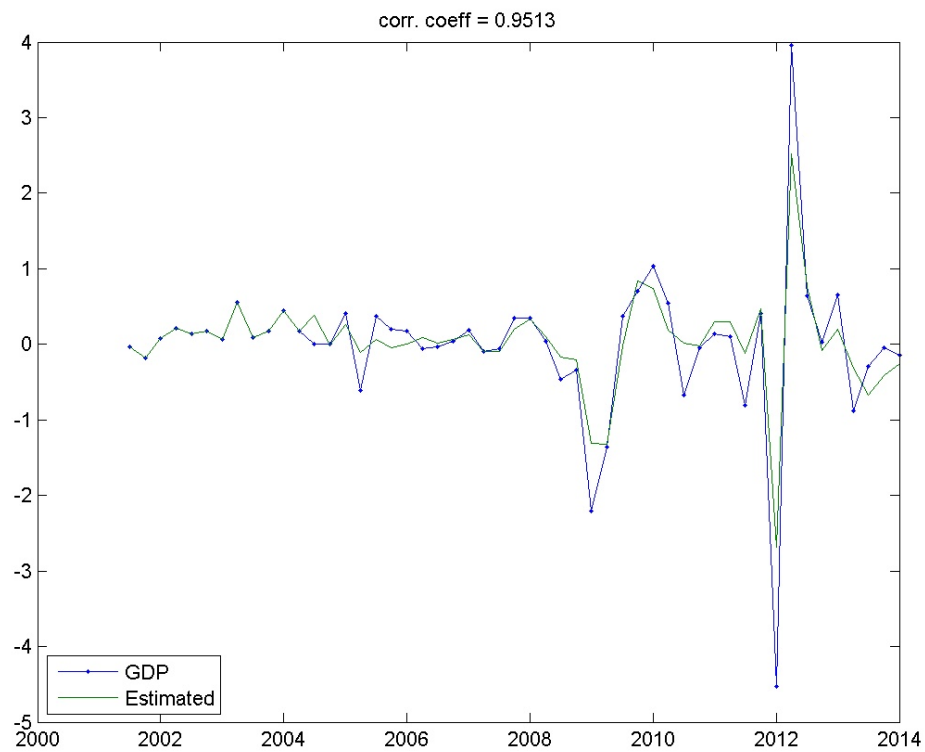
ภาพที่ 4.10: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กรณี REER กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล



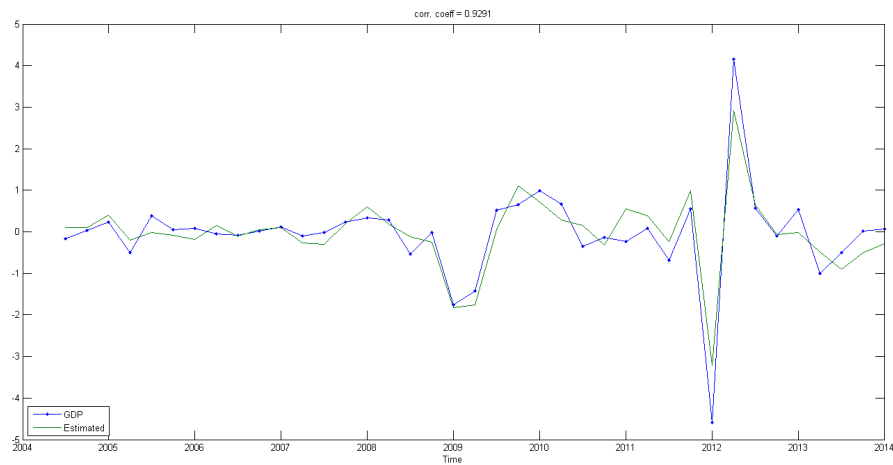
ภาพที่ 4.11: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล



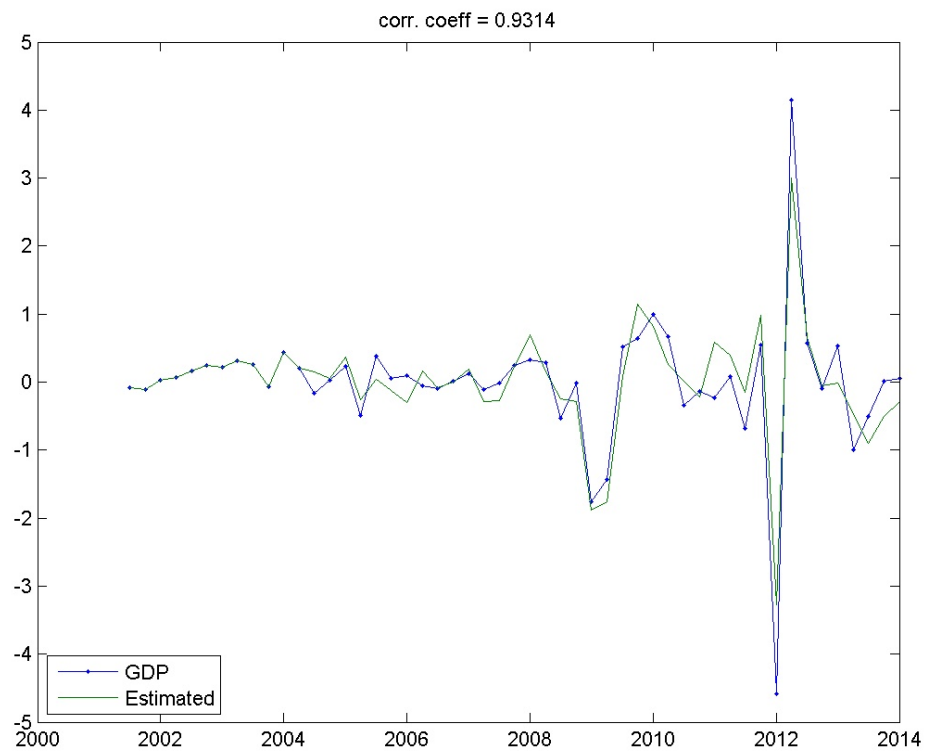
ภาพที่ 4.12: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility กรณี REER กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงปรับฤดูกาล



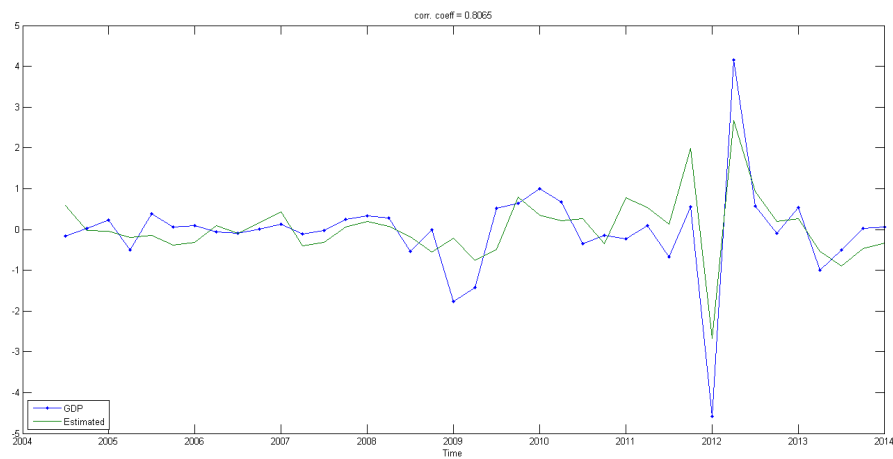
ภาพที่ 4.13: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาล



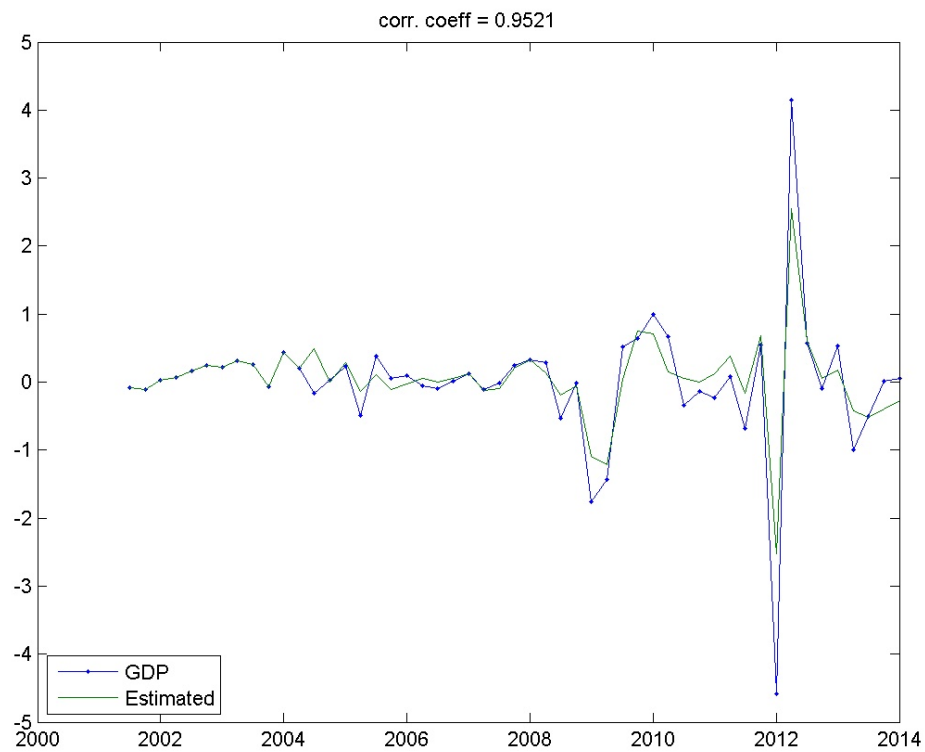
ภาพที่ 4.14: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กรณี REER กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาล



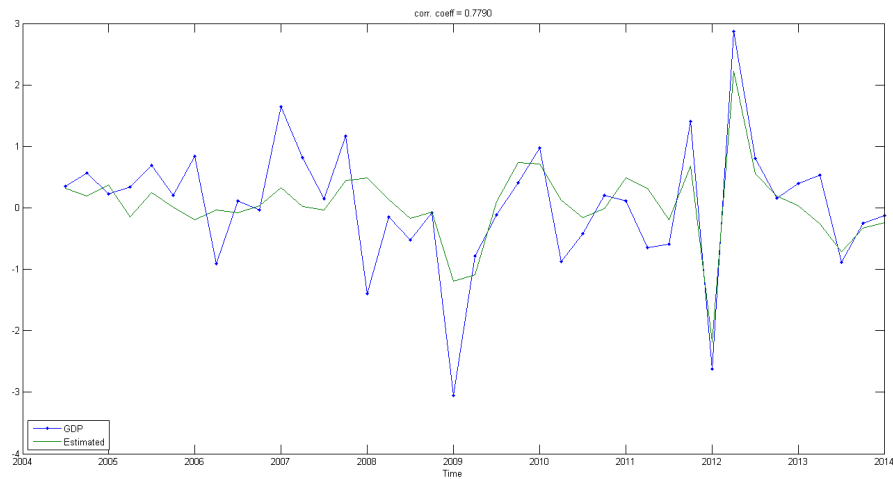
ภาพที่ 4.15: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาล



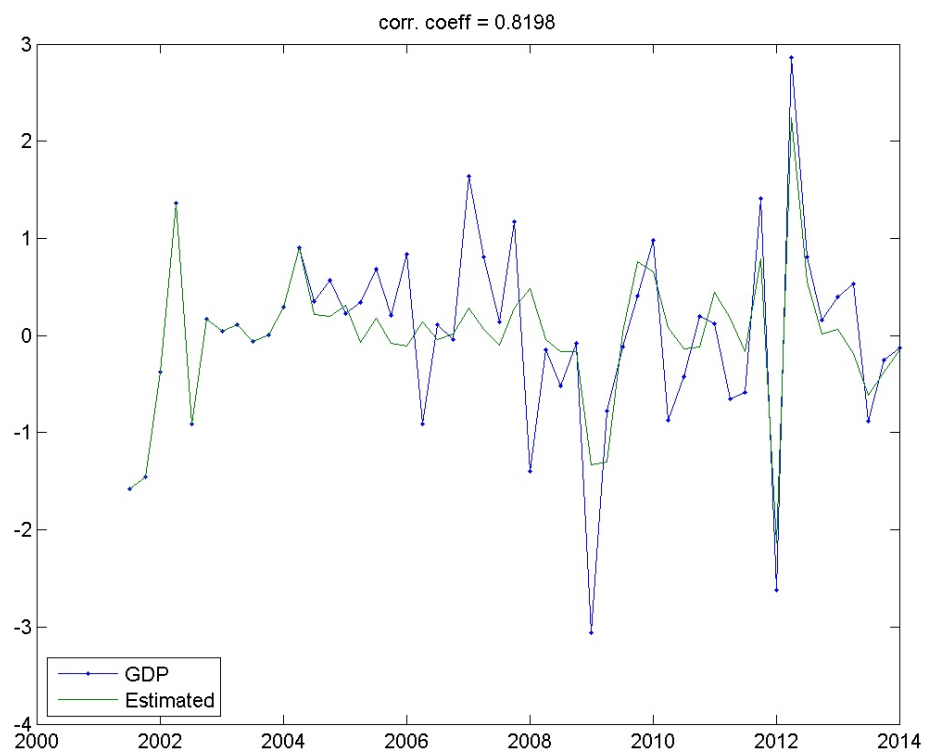
ภาพที่ 4.16: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility กรณี REER กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมปรับฤดูกาล



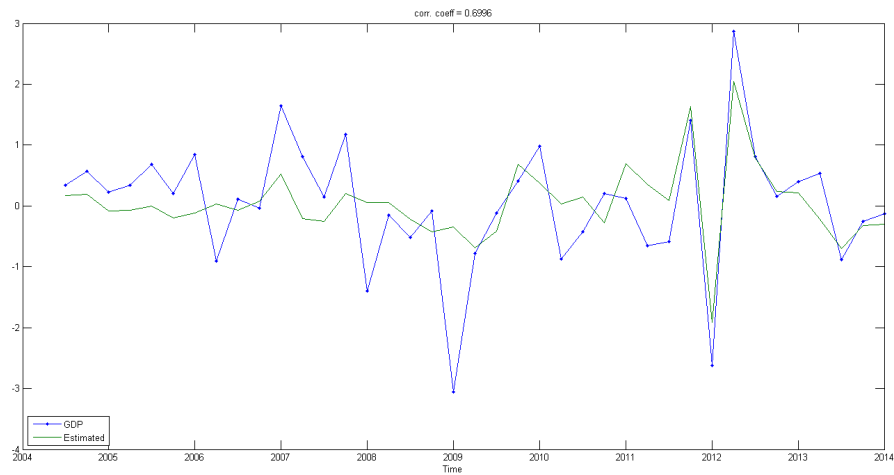
ภาพที่ 4.17: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กับ ค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาล



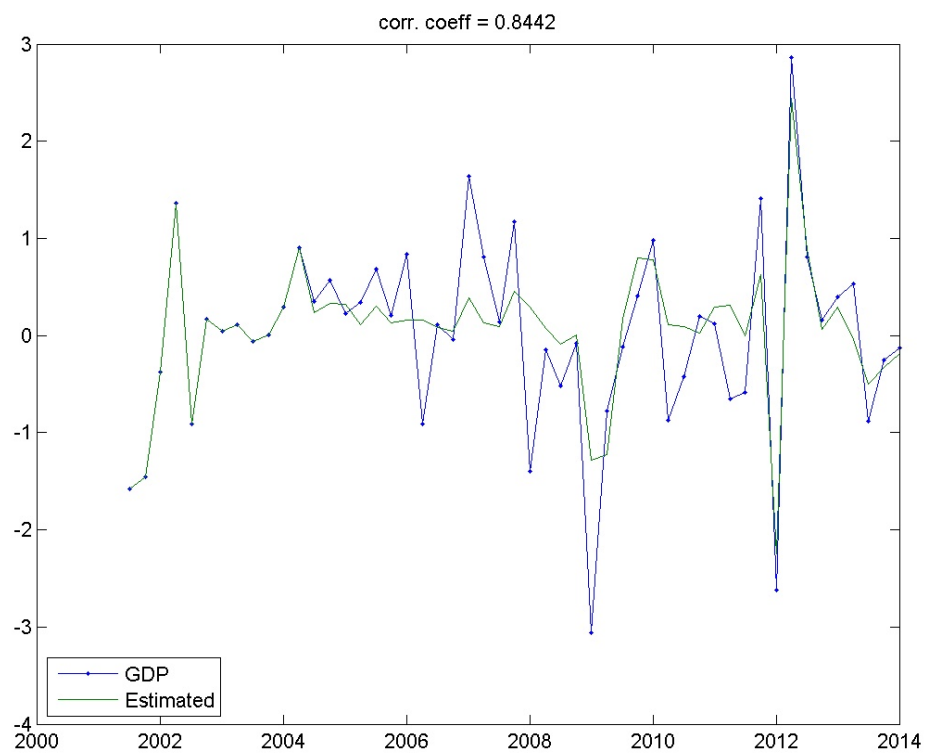
ภาพที่ 4.18: ค่าการประมาณ (Estimated) จากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility กรณี REER กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาล



ภาพที่ 4.19: ค่าจากการประมาณของโดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาล



ภาพที่ 4.20: ค่าจากการประมาณของโดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility กรณี REER กับค่าจริงของอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ปรับฤดูกาล



5 บทสรุปและข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

5.1 บทสรุป

การพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทยมีความสำคัญต่อองค์กรหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการวางแผนงานและการตัดสินใจทางนโยบายที่อยู่ทั้งในภาครัฐและภาคเอกชน อย่างไรก็ตาม ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) จะมีความล่าช้าอยู่ประมาณ 2 ถึง 5 เดือน เนื่องจากเป็นข้อมูลรายไตรมาส ซึ่งอาจมีผลต่อความล่าช้าในการวางแผนและการตัดสินใจเชิงนโยบายได้ ดังนั้นการพยากรณ์การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทยที่เป็นปัจจุบันมากที่สุดก็จะเป็นข้อมูลสำคัญเพื่อประกอบการวางแผนและการตัดสินใจในการดำเนินงานขององค์กรหรือหน่วยงานต่างๆ เพื่อให้สอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจ (Business Cycle) ที่เกิดขึ้นในอนาคตได้ การใช้ข้อมูลทางเศรษฐกิจที่มีการรายงานเป็นรายเดือนก็จะช่วยให้เราสามารถปรับค่าการพยากรณ์ได้เป็นปัจจุบันมากขึ้น ซึ่งเราจะทราบข้อมูลรายเดือนครบไตรมาสก่อนที่จะทราบข้อมูล GDP ของไตรมาสนั้น และอาจมีความถูกต้องมากกว่าการใช้ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศรายไตรมาสในอดีตเพื่อพยากรณ์ตัวเอง

งานวิจัยนี้ประยุกต์แบบจำลองที่ใช้การประมาณค่าทางสถิติที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Data Model) โดยแบบจำลองในกลุ่มนี้ได้รับการพัฒนาขึ้นมาในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาเพื่อใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่ปรับตัวอย่างรวดเร็วตามสถานการณ์ทางเศรษฐกิจ (ข้อมูลที่มีความถี่สูง) เช่น อัตราแลกเปลี่ยน ดัชนีราคาหลักทรัพ์ หรือราคาน้ำมัน เพื่อใช้พยากรณ์ตัวแปรเศรษฐกิจอื่นที่ปรับตัวช้า (ข้อมูลที่มีความถี่ต่ำ) เช่น ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ แบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันแบ่งเป็น 4 กลุ่มหลักได้แก่ (1) แบบจำลอง Bridge (Bridge Model) (2) แบบจำลอง Mixed Data Sampling (MIDAS) (3) แบบจำลอง Mixed Frequency Vector Autoregression (MF-VAR) และ (4) แบบจำลอง Mixed Frequency Factor (Mixed Frequency Factor Model)

งานวิจัยนี้ประยุกต์แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ที่นำเสนอโดย Marcellino et al. (2013) และ Mariano and Murasawa (2010) เพื่อทำการพยากรณ์ ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก การซ่อมแซมยานยนต์จักรยานยนต์ ของใช้ส่วนบุคคลและของใช้ในครัวเรือน (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods) ทั้งนี้หากพิจารณาภาคเศรษฐกิจตามบัญชีประชาชาติ จะพบว่าภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมนี้มีสัดส่วนสูงเป็นอันดับที่หนึ่งของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ มีสัดส่วนสูงเป็นอันดับที่สอง

แบบจำลองที่ใช้ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ข้อมูลรายไตรมาสเป็นข้อมูลรายเดือนที่ข้อมูลบางเดือนหายไป (Missing Values) ยกตัวอย่างเช่น ข้อมูลเดือนที่ 1 และเดือนที่ 2 ในไตรมาสนั้นหายไปจึงมีเพียงแต่ข้อมูลเดือนที่ 3 ซึ่งเป็นเดือนสุดท้ายในไตรมาสนั้น โดยข้อมูลเดือนที่ 1 และเดือนที่ 2 ที่หายไปนั้นจะถูกคำนวณด้วย Kalman Filter ซึ่งได้จากการเขียนแบบจำลองให้อยู่ในรูปแบบจำลอง State-space แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษามีความพิเศษกว่าแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันทั่วไป ตรงที่มี Stochastic Volatility (คือส่วนความแปรปรวนของ Shocks ที่แปรเปลี่ยนตามเวลา) งานศึกษานี้จึงเลือกใช้วิธีประมาณค่าแบบ Bayesian โดยใช้

Metropolis-Hastings (MH) อัลกอริทึม (Algorithm) กับวิธี Gibbs sampling

งานวิจัยทำการศึกษโดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Dynamic Factor Model) ทั้งแบบไม่มีและแบบมี Stochastic Volatility ผลการศึกษาจากการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจไทยในภาพรวมในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา มีประเด็นที่น่าสนใจเกิดขึ้น

1. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้รับน้ำหนักในการอธิบายอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศมากกว่าข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ในประเทศ และข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) ในประเทศ กล่าวอีกนัยหนึ่งคือข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ซึ่งได้แก่ ดัชนีค่าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) เคลื่อนไหวสอดคล้องกับวัฏจักรเศรษฐกิจของประเทศมากกว่าข้อมูลทางเศรษฐกิจตัวอื่นๆ และเมื่อวิเคราะห์หาลึกลงไปก็จะพบว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) สามารถอธิบายการเคลื่อนไหวของผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงภายในประเทศได้ดีที่สุดทั้งแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility
2. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้รับน้ำหนักมากกว่าข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ต่างประเทศ ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า เศรษฐกิจต่างประเทศส่งผลต่อเศรษฐกิจไทยทั้งทางตรงและทางอ้อม การใช้ตัวชี้วัดทางเศรษฐกิจทั้ง US Coincident Economic Activity Index (USCI) และ EU Industrial Production Index (EUIPI) เป็นตัวสะท้อนผลกระทบทางตรง แต่การเปลี่ยนแปลงทางเศรษฐกิจของสหรัฐอเมริกาและสหภาพยุโรปก็ส่งผลทางอ้อมต่อเศรษฐกิจไทยผ่านมูลค่าการส่งออก (EXP) ของไทยด้วยเช่นกัน
3. US Coincident Economic Activity Index (USCI) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวมได้ในระดับหนึ่ง
4. ส่วนต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ไม่สามารถอธิบายวัฏจักรเศรษฐกิจของประเทศไทยได้ดี
5. ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) มีส่วนช่วยในการอธิบายเศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) ได้ดีกว่า อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER)

ผลการศึกษาจากการประมาณค่ากรณีเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา มีประเด็นที่น่าสนใจเกิดขึ้น

1. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมมากกว่าข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ในประเทศและข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) ในประเทศ ซึ่งข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้แก่ ดัชนีค่าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) นอกจากนี้ ดัชนีค่าส่ง (WSI) เป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายการเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมได้ดีที่สุดทั้งแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility

2. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้รับน้ำหนักมากกว่าข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ต่างประเทศ เช่นเดียวกับกับผลการศึกษานิเทศกิจไทยในภาพรวม
3. US Coincident Economic Activity Index (USCI) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมในระดับหนึ่งเช่นกัน
4. ส่วนต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ไม่สามารถอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม
5. ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) มีส่วนช่วยในการอธิบายเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) ได้ดีกว่า อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER)

ผลการศึกษาจากการประมาณค่ากรณีสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา มีประเด็นที่น่าสนใจเกิดดังนี้

1. ข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการอธิบายเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ มากกว่าข้อมูลทางการเงิน (Financial Data) ในประเทศ และข้อมูลจากการสำรวจ (Soft Indicator) ในประเทศ ซึ่งข้อมูลที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ ได้แก่ ดัชนีค้าส่ง (WSI) ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) นอกจากนี้ ดัชนีค้าส่ง (WSI) เป็นตัวแปรที่สามารถอธิบายเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีที่สุดจากแบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility
2. จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) อธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีกว่าเศรษฐกิจไทยในภาพรวม
3. ส่วนต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตร (YS) ไม่สามารถอธิบายเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ
4. ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) สามารถอธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) ได้ดีกว่าการศึกษาที่ใช้อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) เฉพาะแบบจำลองที่มี Stochastic Volatility

โดยสรุปแล้ว ผลการศึกษาจากการประมาณค่าในช่วงเวลาในการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) วิเคราะห์เป็นประเด็นได้ดังนี้

1. ตัวแปรหลักทางเศรษฐกิจมหภาคที่ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทย
- การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) ตัวแปรทางเศรษฐกิจมหภาคที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศ มีความสำคัญในการ

ขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยทั้งเศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ โดยตัวแปรหลักด้านอุปทานได้แก่ ดัชนีค่าส่ง (WSI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) ส่วนตัวแปรหลักด้านอุปสงค์ได้แก่ มูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) หากพิจารณาไปในแต่ละด้านจะพบว่า ดัชนีค่าส่ง (WSI) เป็นตัวแปรหลักด้านอุปทาน และมูลค่าการส่งออก (EXP) เป็นตัวแปรหลักด้านอุปสงค์

2. เศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) และดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) อธิบายผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ได้ดีกว่าเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ซึ่งแสดงว่าการใช้จ่ายใช้สอยของนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศที่มาเที่ยวในประเทศไทยนั้นส่งผลต่อเศรษฐกิจไทยในภาพรวมผ่านเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ส่วนดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) สะท้อนเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เป็นหลัก

3. ตัวแปรชี้้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจ

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) อัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) เป็นตัวแปรชี้้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในขณะที่เศรษฐกิจประเทศสหรัฐอเมริกาและดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) เป็นตัวแปรชี้้นำ (Leading Variable) เศรษฐกิจไทยในภาพรวม และเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม อย่างไรก็ตาม ทั้งสามตัวแปรมีระดับความเข้มข้นในการเป็นตัวแปรชี้้นำ (Leading Variable) ไม่สูงมากนัก

4. แบบจำลองกับผันผวนของเศรษฐกิจไทย

การศึกษาพบว่าในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา (ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2554 - ไตรมาสที่ 4 พ.ศ. 2556) แบบจำลองแบบไม่มี Stochastic Volatility สามารถให้ค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริง มากกว่าแบบจำลองแบบมี Stochastic Volatility คำอธิบายคือเศรษฐกิจไทยประสบกับความผันผวนอย่างรุนแรงเพียง 2 ครั้งคือช่วงวิกฤติซับไพร์ม และช่วงมหาอุทกภัย ซึ่งอาจไม่เพียงพอที่จะให้แบบจำลองเรียนรู้เพื่อนำมาใช้ในการประมาณค่า อย่างไรก็ตาม แบบจำลองทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility สามารถอธิบายความผันผวนอย่างมากของเศรษฐกิจไทยในภาพรวม เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ในช่วงที่ประเทศไทยประสบปัญหามหาอุทกภัยได้ดี นอกจากนี้ แบบจำลองทั้งแบบมีและแบบไม่มี Stochastic Volatility อธิบายเศรษฐกิจไทยในภาพรวมได้ดีกว่าเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ

งานวิจัยศึกษาการพยากรณ์ กรณีมีข้อมูลรายเดือนครบทั้งไตรมาส (มีข้อมูลครบสามเดือนในไตรมาส) และกรณีมีข้อมูลรายเดือนไม่ครบทั้งไตรมาส นั่นคือเป็นการพยากรณ์เมื่อมีข้อมูลเพียงหนึ่ง หรือสองเดือนในไตรมาสนั้นๆ

การศึกษาพบว่าการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองปัจจัยเชิงพลวัตกรณีอัตราแลกเปลี่ยนที่เป็นตัวเงินในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (NER) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(2) และ

Random Walk สำหรับการพยากรณ์เศรษฐกิจไทยในภาพรวม (RGDP) เศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (RGDPM) และ เศรษฐกิจในสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (RGDPWR) อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงพลวัตแบบไม่มี Stochastic Volatility ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองเชิงพลวัตแบบมี Stochastic Volatility

5.2 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

1. การที่ข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจจริง (Hard Indicator) ในประเทศเป็นปัจจัยสำคัญในการอธิบายเศรษฐกิจของไทยทั้งเศรษฐกิจไทยในภาพรวม ภาคอุตสาหกรรมสาขาการผลิต และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ซึ่งดัชนีค้าส่ง (WSI) และดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) เป็นตัวแปรด้านอุปทาน ส่วนมูลค่าการส่งออก (EXP) และดัชนีอุปโภคบริโภคภาคเอกชน (PCI) เป็นตัวแปรด้านอุปสงค์ ดังนั้นผู้กำหนดนโยบายต้องใช้เครื่องมือในการดูแลนโยบายเศรษฐกิจที่ให้ความสำคัญตัวแปรที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง มากกว่าตัวแปรทางเศรษฐกิจด้านการเงิน หรือเครื่องมือที่ต้องส่งผลสุดท้ายไปยังตัวแปรที่สะท้อนเศรษฐกิจจริง นอกจากนี้เครื่องมือทางนโยบายควรแยกพิจารณาตามผลที่จะเกิดต่อตัวแปรด้านอุปสงค์หรือด้านอุปทาน
2. การที่จำนวนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) มีความสำคัญค่อนข้างน้อยในการอธิบายเศรษฐกิจของไทยในภาพรวม ดังนั้นการที่นักท่องเที่ยวจากต่างประเทศมาท่องเที่ยวในประเทศไทยมากขึ้นก็ไม่ได้สะท้อนให้เห็นอย่างเด่นชัดว่าเศรษฐกิจของไทยใน ภาพรวมจะดีขึ้นด้วย หากการมาท่องเที่ยวขึ้นนั้นไม่ก่อให้เกิดการใช้จ่ายใช้สอยในประเทศ กล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ การมุ่งเน้นนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ (FT) แต่ทางด้านปริมาณจึงไม่ใช่ นโยบายที่สมเหตุสมผลนัก แต่่นโยบายที่สมเหตุสมผลควรเป็นนโยบายที่พิจารณาการท่องเที่ยวทางด้านคุณภาพด้วย
3. ถึงแม้ว่าอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์ (NER) เป็นปัจจัยชี้้นำเศรษฐกิจไทยในระดับที่ไม่สูงมาก แต่ความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนซึ่งเป็นตัวแปรทางการเงินอาจส่งผลโดยตรงต่อตัวแปรอื่นๆทางการเงิน เช่นเงินทุนเคลื่อนย้ายระหว่างประเทศ ซึ่งก็จะส่งผลผ่านต่อมายังภาคเศรษฐกิจจริงอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้เช่นกัน ดังนั้นการดูแลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์ (NER) ให้มีเสถียรภาพก็ยังคงมีความจำเป็นสำหรับผู้กำหนดนโยบาย
4. ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) สะท้อนเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ เป็นหลัก ซึ่งผู้กำหนดนโยบายอาจพิจารณาปรับเปลี่ยนหากต้องการให้ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) เป็นตัวสะท้อนเศรษฐกิจไทยใน ภาพรวม หรือภาคอุตสาหกรรมสาขาการผลิต

Bibliography

- Alvarez, R., Camacho, M., and Perez-Quiros, G. (2012). Finite sample performance of small versus large scale dynamic factor models. *Working Paper, Bank of Spain*.
- Andreou, E., Ghysels, E., and Kourtellis, A. (2013). Should macroeconomic forforecast use daily data and how? *Journal of Business and Economic Statistics*, 31:240--251.
- Angelini, E., Camba-Mendez, G., Giannone, D., Runstler, G., and Reichlin, L. (2008). Short-term forecasts of euro area gdp growth. *Working Paper Serires, 949, European Central Bank*.
- Baffigi, A., Golonelli, R., and Parigi, G. (2004). Bridge models to forecast the euro area gdp. *Internatinal Journal of Forecasting*, 20:447--460.
- Banbura, M. and Modugno, M. (2014). Maximum likelihood estimation of factor models on datasets with arbitrary pattern of missing data. *J. Appl. Econ.*, 29(1):133--160.
- Barhoumi, K., Darné, O., Ferrara, L., and Pluyaud, B. (2012). Monthly gdp forecasting using bridge models: Application for the french economy. *Bulletin of Economic Research*, 64:s53--s70.
- Benes, J., Castello Branco, M. d., and Vavra, D. (2007). A simple dge model for inflation targeting. IMF Working Paper 07/197, IMF.
- Blake, A. P. and Mumtaz, H. (2012). *Applied Bayesian econometrics for central bankers*. Number 4 in Technical Books. Centre for Central Banking Studies, Bank of England.
- Camacho, M. and Perez-Quiros, G. (2010). Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth. *Journal of Applied Econometrics*, 25(4):663--694.
- Carter, C. K. and Kohn, R. (1994). On gibbs sampling for state space models. *Biometrika*, 81(3): 541--553.
- Chen, Y.-c. and Tsay, W.-J. (2011). Forecasting commodiy prices with mixed-frequency data: An ols-based generalized adl approach. *Mimeo, University of Washington*.
- Clark, T. E. (2011). Real-Time Density Forecasts From Bayesian Vector Autoregressions With Stochastic Volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(3):327--341.

- Clements, M. P. and Galvao, A. B. (2008). Macroeconomic forecasting with mixed frequency data: Forecasting output growth in the united states. *Journal of Business and Economic Statistics*, 26(4):546--554.
- Diron, M. (2008). Short-term forecasts of EURO area real GDP growth . an assessment of real-time performance based on vintage data. *Journal of Forecasting*, 27(5):371--390.
- Foroni, C. and Marcellino, M. (2012). A comparison of mixed frequency approaches for mode-model euro area macroeconomic variables. *EUI ECO Working Papers*, 2012/07.
- Foroni, C. and Marcellino, M. (2013). A survey of econometric methods for mixed-frequency data. Economics Working Papers ECO2013/02, European University Institute.
- Geweke, J. and Tanizaki, H. (2001). Bayesian estimation of state-space models using the Metropolis-Hastings algorithm within Gibbs sampling. *Comput. Stat. Data Anal.*, 37(2):151--170.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., and Valkanov, R. (2004). The midas touch: Mixed data sampling regression model. Technical report, University of North Calirina, Chapel Hill.
- Ghysels, E. and Wright, J. (2009). Forecasting professional forecasters. *Journal of Business and Economic Statistics*, 27(4):504--516.
- Giannone, D., Reichlin, L., and Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4):665--676.
- Goodfriend, M. and King, R. (1997). The new neoclassical synthesis and the role of monetary policy. In Bernanke, B. S. and Rotemberg, J., editors, *NBER Macroeconomics Manual 1997*, volume 12, pages 231--296. MIT Press.
- Greenberg, E. (2008). *Introduction to Bayesian Econometrics*. Cambridge University Press.
- Ingenito, R. and Trehan, B. (1996). Udata monthly data to predict quarterly output. *Economic Review, Federal Reserve Bank of San Francisco*, pages 3--11.
- Jacquier, E., Polson, N. G., and Rossi, P. E. (1994). Bayesian Analysis of Stochastic Volatility Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12(4):371--89.
- Kim, C.-J. and Nelson, C. R. (1999). *State-space models with regime switching*. The MIT Press.
- Kuzin, V., Marcellino, M., and Schumacher, C. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 27(2):529--542.

- Marcellino, M., Porqueddu, M., and Venditti, F. (2013). Short-term GDP forecasting with a mixed frequency dynamic factor model with stochastic volatility. *CEPR Discussion Paper No. 9334*.
- Mariano, R. S. and Murasawa, Y. (2003). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. *J. Appl. Econ.*, 18(4):427--443.
- Mariano, R. S. and Murasawa, Y. (2010). A coincident index, common factors, and monthly real GDP. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 72(1):27--46.
- Mitchell, J., Smith, R. J., Weale, M. R., Wright, S., and Salazar, E. L. (2005). An indicator of monthly GDP and an early estimate of quarterly GDP growth. *Economic Journal*, 115(501):F108--F129.
- Pongsaparn, R. (2008). A small semi-structural model for thailand: Construction and applications. Technical report, The Bank of Thailand.
- Schorfheide, F. and Song, D. (2013). Real-time forecasting with a mixed-frequency var. NBER Working Papers 19712, National Bureau of Economic Research, Inc.
- Schumacher, C. and Breitung, J. (2008). Real-time forecasting of german gdp based on a large factor model with monthly and quarterly data. *International Journal of Forecasting*, 24:386--398.
- Stark, T. (2000). Does current-quarter information improve quarterly forecasts for the u.s. economy. *Working Papers 00-2, Federal Reserve Bank of Philadelphia*.
- Tanboon, S. (2008). The bank of thailand structural model for policy analysis. Discussion paper, Bank of Thailand.
- Zeng, L. (2011). Evaluating GDP forecasting models for korea. *IMF Working Paper*.

ภาคผนวก ก

กิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการนำผลจากโครงการไปใช้ประโยชน์

1. ตีพิมพ์บทความใน จดหมายข่าว “เศรษฐกิจมหภาคและนโยบายทางเศรษฐกิจ” ฉบับที่ 4 (มิถุนายน 2556 – มกราคม 2557)
2. นำเสนอผลการศึกษาเบื้องต้น เพื่อรับฟังความคิดเห็นจากผู้ทรงคุณวุฒิ ณ คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อวันที่ 19 สิงหาคม 2557
3. นำเสนอผลการศึกษาเบื้องต้น เพื่อรับฟังความคิดเห็นจากผู้ทรงคุณวุฒิ ณ ธนาคารแห่งประเทศไทย เมื่อวันที่ 8 ตุลาคม 2557
4. นำเสนอบทความที่พัฒนาจากงานวิจัยในงานสัมมนาวิชาการ EAEA 14th เมื่อวันที่ 1 พฤศจิกายน 2557

ภาคผนวก ข

บทความที่พัฒนาจากงานวิจัยในงานสัมมนาวิชาการ EAEA 14th เมื่อวันที่ 1 พฤศจิกายน 2557

Forecasting Short-Term Thai GDP Growth with Mixed Frequency Dynamic Factor Model and Stochastic Volatility^{*}

Pisut Kulthanavit

Faculty of Economics, Thammasat University
pisut@econ.tu.ac.th

Somsak Kittipiyakul

School of Information, Computer, and Communication Technology, Sirindhorn
International Institute of Technology, Thammasat University
somsak@siit.tu.ac.th

March 29, 2015

**** Preliminary Draft ****

Abstract

This paper examines short-term Thai GDP growth forecasts using a mixed frequency small scale factor model with stochastic volatility, proposed by Marcellino et al. (2013). The model could handle different frequencies data for forecasting GDP growth in real-time when new monthly indicators become available. Therefore, timely information could be used to evaluate current and future macroeconomic conditions before the GDP data are released. The model is estimated with a Bayesian technique using a Metropolis with a Gibbs sampling procedure. Full sample estimation indicates that hard indicators are the main forces that drives the Thai economy, compared to the soft indicator and the financial data. Importantly, the model performs forecasts better than autoregressive and random walk models.

Keywords: Forecasting, Dynamic Factor Model

JEL Classification: E37, C53, C22

^{*}We would like to thank the Thailand Research Fund (TRF) for financial support.

1 Introduction

The conduct of economic policies relies on real GDP growth that reflects how the economy is doing. However, the real GDP growth data, which is published on the quarterly basis, is usually released with delay, at least one month following the end of the quarter. Lately recognizing the economic slowdown or acceleration is not good for policymakers.¹ Currently, the econometric literature has developed a number of tools dealing with different frequencies data for GDP forecasting. Specifically, the estimates and forecasts of quarterly GDP growth could be updated when new monthly indicators become available. This type of model is called a Mixed Frequency model and could help policymakers to timely evaluate current and future economic conditions.

Traditionally, GDP forecasting models are based on the same frequency data, i.e., quarterly data. In general, two approaches have been used for forecasting GDP growth: times-series and structural models. The common time-series models are, for example, Autoregressive (AR), Autoregressive Moving Average (ARMA), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models. Various time series models have been significantly developed to improve forecasting performances, e.g., Time-Varying AR and Smooth Transition AR models.² The structural models specify economic relationships among variables based on economic theories. However, one limitation is that such relationships may not be able to reflect the actual economic activities. The common models under this approach are Dynamic Stochastic General Equilibrium (DSGE) and Computable General Equilibrium (CGE) models. An additional limitation of the CGE models is the data set that is not up-to-date. Importantly, both time-series and structural models could not use monthly data for forecasting quarterly GDP growth.

Recently, the forecasting models dealing with Mixed Frequency data have been developed. There are three main approaches dealing with mixed-frequency data: bridge models, MIXed DATA Sampling (MIDAS) models, and the state-space approaches.³ The bridge models 'bridge' monthly indicators with quarterly GDP growth. Baffigi et al. (2004) and Barhoumi et al. (2008) apply the bridge models to evaluate forecasting performances of real GDP growth in the euro area. The recently well-known approach is the MIDAS, originally proposed by Ghysels et al. (2004). The MIDAS models are based on distributed lag polynomials and a univariate approach. Lastly, the state-space models, based on a multivariate approach, treat a low frequency series as a high frequency series with missing observations. The state-space representations are set up in a system which could be estimated with the Kalman filter. Two common state-space models are mixed frequency VAR (MF-VAR) and mixed frequency factor models.⁴ One advantage of the Mixed Frequency model is that we could use relevant

¹Kitchen and Monaco (2003) calls this lately recognizing as a 'recognition lag'

²See Marcellino (2008).

³See a more comprehensive survey of Mixed Frequency models in Foroni and Marcellino (2013).

⁴Mariano and Murasawa (2010) estimate MF-VAR models using a classical approach while Schorfheide and Song (2013) estimates ones using a Bayesian approach.

monthly data that reflects the economic activities to estimate and forecast quarterly GDP growth. Relevant monthly data include hard indicators, soft indicators, and the financial data. Hard indicators are, for example, exports, the industrial production index, and employment. Soft indicators are usually survey data, i.e., consumer survey and the Germany IFO Business Climate index. Lastly, the financial data could be exchange rates, bond yields, and money supply.

In Thailand, the office of the National Economic Development Board (NESDB) officially release the estimates of GDP growth. However, the first official estimate of the Thai GDP growth is usually published with delay, which is about 45 days following the end of the quarter.⁵ In addition, the Fiscal Policy Office (FPO) and the Bank of Thailand (BOT) also forecasts the GDP growth periodically. These three institutions have developed their own models for GDP forecasting. Their forecasting models are based on different approaches, estimation techniques, or even the data set.⁶

This paper adopts a mixed frequency small scale factor model proposed by Marcellino et al. (2013).⁷ We choose the model for two reasons. The first one is that the model allows for using monthly data to estimate and forecast quarterly GDP growth. Specifically, the model allows us to compute short-term forecasts of GDP growth in real time. The second reason is that the Thai economy has experienced volatile shocks since 2011 (Figure 1). The main contribution of the model is that some parameters are treated as random variables, i.e., time-variation in the variance of the shocks. Moreover, the model is estimated with a Bayesian technique using a Metropolis with a Gibbs sampling procedure Kim and Nelson (1999).

The paper is structured as follows. In Section 2, we describe the dynamic factor model with stochastic volatility. In Section 3, we discuss the Bayesian methods in calculating the probability distributions of the model parameters and hyperparameters. Section 3.2 discusses the data which will be used for our work. The empirical results are presented in Section 4. Finally, Section 5 concludes.

2 Model

Following Mariano and Murasawa (2003), we let $\{Y_{q,t}\}_{t=-\infty}^{\infty}$, be an N_q -variate random sequence of quarterly indicators (such as GDP) observable every third period, i.e. $Y_{q,t}$ has values when $t = 3n$ for integer n . Also, we let $\{Y_{m,t}\}_{t=-\infty}^{\infty}$, be an N_m -variate random sequence of monthly indicators, observable every month. For example, at month t , the first element of $Y_{m,t}$, denoted by $Y_{m1,t}$, is the Manufacturing Production Index (MPI) and

⁵For example, the NESDB announced the GDP growth rate of the Q1/2014 on 19 May 2014.

⁶The BOT uses various models such as the Bank of Thailand's Macroeconometric Model (BOTMM), a small semi-structural model, a DSGE model, and time-series models.

⁷The model is developed based on Clark (2011) and Mariano and Murasawa (2003). Clark(2009) examines real-time density forecasts of U.S. macroeconomic variables, GDP growth, GDP inflation, unemployment, and the federal funds rate, using Bayesian Vector Autoregressions (BVARs) with stochastic volatility.

the second element of $Y_{m,t}$, $Y_{m2,t}$, is the export value of Thailand at that month. Let $N = N_q + N_m$. For simplicity of presentation, we assume $N_q = 1$, i.e., we are focusing on a single quarterly indicator which is the GDP.

Let $\{Y_{q,t}^*\}_{t=-\infty}^{\infty}$ be an N_m -variate random sequence of latent (unobservable) monthly indicators such that for all t , the observed quarterly indicator is the sum of the latent monthly values in the quarter:

$$Y_{q,t} = 3 \left(\frac{Y_{q,t}^* + Y_{q,t-1}^* + Y_{q,t-2}^*}{3} \right) \quad (1)$$

Hence, the quarterly level is three times the arithmetic mean. However, handling this definition would imply using nonlinear state-space models, which is troublesome. If monthly changes are small, a good approximation of Y_t is three times the geometric mean of the three months in the quarter, i.e.,

$$Y_{q,t} = 3 (Y_{q,t}^* Y_{q,t-1}^* Y_{q,t-2}^*)^{1/3} \quad (2)$$

which yields

$$\ln Y_{q,t} = \ln 3 + \frac{1}{3} (\ln Y_{q,t}^* + \ln Y_{q,t-1}^* + \ln Y_{q,t-2}^*) \quad (3)$$

Using the geometric approximation, the relation between the quarter-to-quarter growth rate of the quarterly series, $y_{q,t} := \ln(Y_{q,t}/Y_{q,t-3}) = \ln Y_{q,t} - \ln Y_{q,t-3} = \Delta_3 \ln Y_{q,t}$, and the month-to-month growth rate of the monthly series, $y_{q,t}^* := \ln Y_{q,t}^* - \ln Y_{q,t-1}^* = \Delta \ln Y_{q,t}^*$, is

$$\begin{aligned} y_{q,t} &= \ln Y_{q,t} - \ln Y_{q,t-3} \\ &= \frac{1}{3} (\ln Y_{q,t}^* + \ln Y_{q,t-1}^* + \ln Y_{q,t-2}^* - \ln Y_{q,t-3}^* - \ln Y_{q,t-4}^* - \ln Y_{q,t-5}^*) \\ &= \frac{1}{3} (y_{q,t}^* + 2y_{q,t-1}^* + 3y_{q,t-2}^* + 2y_{q,t-3}^* + y_{q,t-4}^*) \end{aligned} \quad (4)$$

This is the *aggregation equation* of the quarterly growth rate to the monthly growth rates. Similarly, for the monthly series, let the monthly growth rates of the monthly indicators be $y_{m,t} = \Delta \ln Y_{m,t}$.

2.1 Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility

Following the dynamic factor model Camacho and Perez-Quiros (2010), Marcellino et al. (2013), Stock and Watson (1991), we are assuming that there are co-movements of the growth rates of the latent monthly variables $y_{q,t}^*$ and the growth rates of the selected monthly economic indicators $y_{m,t}$. These time series are modeled as the sum of two components. The first component is the common dynamic factor, f_t , which captures the common behavior of all the series. The second component is the idiosyncratic component which captures the idiosyncratic behavior of each series. The *factor model* of the unobservable and observable monthly indicators is

$$\begin{pmatrix} y_{q,t}^* \\ y_{m,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_q^* \\ \alpha_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_q \\ \beta_m \end{pmatrix} f_t + \begin{pmatrix} u_{q,t} \\ u_{m,t} \end{pmatrix} \quad (5)$$

where the N_q -variate vector $u_{q,t}$ and the N_m -variate vector $u_{m,t}$ are the idiosyncratic component for the latent monthly GDP and the monthly indicators, respectively. The vectors β_q and β_m are the factor loadings.⁸

A key assumption in the factor model is that the idiosyncratic component and the factor component are statistically uncorrelated and hence all the common movements among the series occur via the factor only.

The dynamics of the factor and the idiosyncratic components are described by

$$\Phi_f(L)f_t = v_t e^{\lambda_{f,t}/2} \quad (6)$$

$$\Phi_q(L)u_{q,t} = \epsilon_{q,t} \sigma_q e^{\lambda_{q,t}/2} \quad (7)$$

$$\Phi_{mj}(L)u_{mj,t} = \epsilon_{mj,t} \sigma_{mj} e^{\lambda_{mj,t}/2} \quad j = 1, \dots, N_m \quad (8)$$

where

- The $\Phi_i(L)$ polynomials for $i = f, q, mj$ are the lag polynomials of order p_i :

$$\Phi_i(L) = 1 - \phi_{i,1}L - \phi_{i,2}L^2 - \phi_{i,3}L^3 - \dots - \phi_{i,p_i}L^{p_i} \quad (9)$$

The definition of the lag operator L is that $L^a x_t = x_{t-a}$ for $a = 0, 1, 2, \dots$

- The $v_t, \epsilon_{q,t}$ and $\epsilon_{mj,t}$ are uncorrelated standard normal $N(0, 1)$ variables.
- The log volatility $\lambda_{i,t}, i = f, q, mj$, follow a driftless random walk:

$$\lambda_{i,t} = \lambda_{i,t-1} + \theta_{i,t} \sigma_{\lambda,i} \quad \theta_{i,t} \sim N(0, 1) \quad (10)$$

and the volatilities are uncorrelated.

Modeling the volatility as a stochastic process (hence the name stochastic volatility) of a driftless random walk allows for repeated (continuous) little change of the volatility Clark (2011). The log-standard deviation of the idiosyncratic shocks evolves slowly over time, allowing structural breaks that are small and continuous. This form of parameter time variation has received a lot of attention in the macro empirical literature in the past decade as changes in volatility over time pose a challenge to density forecasting. That is, shifts in volatility have the potential to result in forecast densities that are either far too wide or too narrow.

Since the latent monthly GDP y_t^* is not observable, the *measurement equations* are written in terms of the observable quarterly GDP y_t , using the relation between the quarterly and monthly growth rates in (4), as

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} y_{q,t} \\ y_{m,t} \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \alpha_q \\ \alpha_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_q \left(\frac{1}{3}f_t + \frac{2}{3}f_{t-1} + f_{t-2} + \frac{2}{3}f_{t-3} + \frac{1}{3}f_{t-4} \right) \\ \beta_m f_t \end{pmatrix} \\ &+ \begin{pmatrix} \frac{1}{3}u_{q,t} + \frac{2}{3}u_{q,t-1} + u_{q,t-2} + \frac{2}{3}u_{q,t-3} + \frac{1}{3}u_{q,t-4} \\ u_{m,t} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

⁸In addition, if soft indicators such as surveys are to be included, the soft indicators can depend on the annual aggregate of the factors as $\beta_s \sum_{i=0}^{11} f_{t-i}$.

where the constant quarterly growth rate term $\alpha_q = 3\alpha_q^*$, three times of the monthly growth rate.

2.2 State-Space Representation

The above dynamic and measurement equations with stochastic volatility can be represented in a state-space form as

$$y_t = F\mu_t \quad (12)$$

$$\mu_t = H\mu_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, Q_t) \quad (13)$$

$$\Lambda_t = \Lambda_{t-1} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \Sigma) \quad (14)$$

where

- The vector $y_t = \begin{pmatrix} y_{1,t} \\ y_{2,t} \end{pmatrix}$ contains the quarterly and monthly indicators.
- The state vector μ_t collects the factor f_t and the monthly idiosyncratic disturbances $u_{q,t}$ and $u_{m,t}$.
- The matrix F collects the factor loadings.
- The matrix H collects the autoregressive coefficients in the lag polynomials for the factor and the idiosyncratic disturbances.
- The time varying variance matrix Q_t is a diagonal matrix whose diagonal elements are the variances $e^{\lambda_{f,t}}$, $\sigma_q^2 e^{\lambda_{q,t}}$, and $\sigma_{mj}^2 e^{\lambda_{mj,t}}$
- The vector Λ_t is the vector of the drifting volatility, $\lambda_{i,t}$, $i = f, q, mj$.
- The matrix Σ is a diagonal matrix whose diagonal elements are the variances of the drifting volatility, $\sigma_{\lambda,i}^2$, $i = f, q, mj$.

An example of the vectors and matrices above are given in Mariano and Murasawa (2003) for the case where all of the orders p_i , $i = f, q, mj$, of the lag polynomials are not larger than 4.

3 Model Estimation and Data

3.1 Model Estimation

Following Marcellino et al. (2013), the state-space model will be estimated with Bayesian methods using a Metropolis with Gibbs sampling procedure. In the Bayesian methods, the model parameters as well as the hyperparameters are treated as random variables, Given the prior probability distributions of the parameters and the observed quarterly and monthly data, the probability distributions are updated, following Bayes' Theorem.

The Gibbs sampling simplifies the sampling of random variables from a complicated joint posterior distribution, by sampling in a round-robin fashion, only a group of the variables from their conditional distribution given the current values of the other variables (see Kim and Nelson (1999) and Geweke and Tanizaki (2001)).

Following Marcellino et al. (2013), we divide the variables into six blocks for the Gibbs sampling algorithm. The Gibbs sampler draws each block at a time, conditioning on the other five blocks.

- Steps 1 and 2: Drawing F and the time constant elements of Q_t

Since the model disturbances $u_{q,t}$ and $u_{m,t}$ are uncorrelated, the elements of the factor loading matrix F can be drawn row by row (equation by equation). Consider the i^{th} measurement equation (12), from (5)-(8) we can write

$$y_{i,t} = F(i)\mu_t = \beta(i, L)f_t + \Phi_i(L)^{-1}\epsilon_{i,t}\sigma_i e^{\lambda_{i,t}/2} \quad (15)$$

where $F(i)$ is the i^{th} row of the matrix F . Conditioning on $f_t, \Phi_i(L)$, and $\lambda_{i,t}$, this is a standard regression with autocorrelated and heteroscedastic disturbances. Pre-multiplying by $\Phi_i(L)$ and dividing by $e^{\lambda_{i,t}/2}$, we obtain a standard regression model with homoscedastic and uncorrelated disturbance. With a Normal-gamma prior, the posterior for $\beta(i, L)$ and σ_i is also Normal-gamma.

- Step 3: Drawing H Similarly, due to uncorrelatedness, the transition matrix H can be drawn independently row by row. Consider the i^{th} transition equation:

$$\mu_{i,t} = \sum_{j=1}^{p_i} \phi_j \mu_{i,t-j} + \eta_{i,t}, \quad \eta_{i,t} \sim N(0, q_{i,t}) \quad (16)$$

where $q_{i,t}$ is the i^{th} diagonal element of Q_t . Conditioning on $\{\mu_{i,t}, \dots, \mu_{i,t-p_i}\}$ and on $q_{i,t}$, this is a regression with heteroscedastic residuals. Dividing by $q_{i,t}$, we again obtain a standard regression model with $N(0, 1)$ disturbance. With a Normal prior, the posterior for $\{\phi_j\}_{j=1}^{p_i}$ is also Normal.⁹

- Steps 4 and 5: Drawing the stochastic volatilities There are a number of methods for drawing the stochastic volatilities $\lambda_{i,t}$ and their variances σ_{λ_i} . We will employ the algorithm proposed by Jacquier et al. (1994), which involves drawing from a log-normal density and a Metropolis acceptance step.
- Step 6: Drawing μ_t Conditioning on all the other parameters and on the data, draws of the state vector μ_t is obtained via the disturbance smoother proposed by Koopman and Durbin (2003).

⁹When drawing from the conditional posterior, we discard the explosive roots.

3.2 Data Selection

The period of study covers Q2:2001 - Q4:2013. Monthly indicators are categorized into three group. The first group consists of monthly hard indicators based on economic data. The second group consists of financial data. The last group is a soft indicator based on survey data.

The hard indicators are followings:

- Manufacturing Production Index (MPI)

The manufacturing sector is the main force during the Thai economy. The manufacturing sector contributes to Thai GDP about 36.74 percent on average. Note that MPI is published with a lag of only about one month after the end of the respective month.

- Private Consumption Index (PCI)

- Wholesales Index: (WSI) The wholesale and retail trade, repair of vehicles and personal and household goods sector is the second main economic sector in Thailand.

- Exports (EXP)

Thailand has relied on export-led growth policy since 1972 (The Third Nation Economic and Social Development Plan). The value of exports is in terms of the US dollar.

- Foreign Tourists (FT)

This indicator would represent the service sector of Thailand.

Since Thailand is a small open economy of which economic growth depends on foreign economies to some extent. We thus include foreign hard indicators, which are the US Coincident Economic Activity Index (USCI) and the Euro Area Industrial Production Index (EUIPI).

The financial indicator we consider are an exchange rate and the yield spread. The model considers the bilateral Baht/US dollar exchange rate (NER). The yield spread is the difference between the 10-years and the 3-months government bond. Lastly, we use the Business Sentiment Index (BSI) as the soft indicator.

4 Empirical Results

4.1 Full Sample Estimation

This section reports the estimation results of the dynamic model for the full sample which starts in April 2001 and ends in December 2013. We report both results of the models with and without stochastic volatility. We first analyze the relative importance of the monthly indicators that are used in the model. Tables 1 and 2 present the posterior estimates of factor loadings (β) from the models with and without stochastic volatility, respectively.

The reported numbers are in the relative term to the posterior estimate of the factor loading of GDP. The first four highest posterior median (relative) weights are given to the hard indicators, which are the Manufacturing Production Index (MPI), the Private Consumption Index (PCI), the Wholesale Index (WSI), and exports (EXP), in both models with and without stochastic volatility. The given (relative) weights of MPI, PCI, WSI, and EXP of the model with stochastic volatility are 0.931, 0.804, 0.998, and 0.757, respectively, while those of the model without stochastic volatility are 0.786, 0.843, 1.015, and 1.116, respectively. Compared to these four hard indicators, the foreign tourist indicator that represents the service sector is given much lower (relative) weight, 0.373 and 0.392 for the models with and without stochastic volatility. The BSI, the soft indicator, is given much lower (relative) weight compare to all hard indicators. Interestingly, the nominal exchange rate and the yield spread, the financial indicators, are given very low (relative) weight. The negative sign of the (relative) weight of the exchange rate implies that the exchange rate could possibly be a leading indicator. The foreign hard indicators, USCI and EUIPI, might not be directly contribute to the Thai economy much. However, the US and the EU economies indirectly influence the Thai economy via the export channel (EXP).

Next, we compute correlation coefficients between our estimates of GDP and all indicators and their actual data. As reported in Table 3, the correlation coefficients of GDP and all hard indicators, except foreign tourists, are quite high. Interestingly, the correlation coefficient of BSI is also high. In addition, we compute the Root Mean Square Errors (RMSE) of the estimates, which are shown in Table 4. Models with and without stochastic volatility indifferently fit monthly indicators because RMSE from both models are almost the same for each indicator. However, the RMSE of GDP of the model with stochastic volatility is much lower than that of the model without stochastic volatility (0.289 vs 0.749). It is important to note that the RMSE of NER and YS are quite high because of the highly fluctuated nature of financial data which causes estimating and forecasting them quite difficult.

We also perform the robustness check by estimating the model and dropping WSI. The estimating results show that the correlation coefficients of GDP of models with and without stochastic volatility significantly drop to 0.800 and 0.283, respectively. Moreover, the RMSE of GDP rises to 0.909 (with stochastic volatility) and 1.992 (without stochastic volatility). This emphasizes the major role of WSI in driving the Thai GDP.

Figures 2 and 3 plot the estimates of GDP growth, derived from monthly estimates from models with and without stochastic volatility, together with the actual GDP growth, respectively. As shown, the estimated GDP growth tracks very closely the actual growth in periods of relative stability (from 2002 to 2008), especially the model with stochastic volatility. During the recent global financial crises, i.e., the US subprime crisis and the EU-debt crisis, the discrepancy between the two indicators widens considerably.¹⁰ Although the model with stochastic volatility could not match the GDP growth during this crisis period,

¹⁰In 2010, concern starts to build about all the heavily indebted countries in Europe - Portugal, Ireland, Greece and Spain.

compared to the model without stochastic volatility, it surprisingly performs very well in replicating the fall and the rise of GDP growth in 2011/2012.

To explain the intuition, we analyze whether the model with stochastic volatility picks up any significant time variation in the variances of the common and idiosyncratic errors. Figure 4 plots the posterior median of the idiosyncratic shocks to the common factor, which could be considered a measure of underlying business cycle. The Figure identifies two spikes in volatility over the past twelve years (2002 - 2013). The first one occurred in 2008, once the Thai economy is hit by the US subprime and the Euro debt crises subsequently. In November 2008, Thai exports dropped significantly 18.98 percent (SA m-o-m growth) and 22.67 percent (NSA m-o-m growth), which is the largest drop in the period of study (Figure 5). The second volatility shift, more persistent, starts between 2011/2012. During this volatile period Thailand experienced the record flooding spread almost the North and the Central regions. Especially, the flood damages not only residential areas, but also seven major industrial estates.

4.2 Forecasting Performance

The model is evaluated by looking at the out-of-sample forecasting performance during the period 2011:Q1 to 2013:Q4. The training starts from 2001:Q2 to 2010:Q4. In particular, we conduct the 1-period ahead forecast ($t + 1$) by using the monthly data of the first two month in period t . The performance evaluation is based on the Root Mean Squared Errors (RMSE) and the Mean Absolute Percentage Errors (MAPE). We compare forecasting performance of our model with AR(2) (both OLS and Bayesian estimations) and random walk models. The results are shown in Table 5. Forecasts from our model significantly outperform both AR(2) and random walk models. However, the model with and without stochastic volatility give very close forecasting performance. In addition, we plot forecasting values of our models, AR(2), and random walk together with the actual GDP growth. As shown in Figures 6 and 7, the dynamic factor model clearly again outperforms AR(2) and random walk. Importantly, the model with stochastic volatility could forecast a fall in GDP growth in 2008, while the model without stochastic volatility could not.

5 Conclusion

Currently, the econometric literature has developed a model that allow us to use new monthly indicators to forecast quarterly GDP growth. This Mixed Frequency model could help policymakers to timely evaluate current and future economic conditions. This paper adopts a mixed frequency dynamic factor model proposed by Marcellino et al. (2013). to forecast short-term Thai GDP growth. The model is estimated with a Bayesian technique using a Metropolis with a Gibbs sampling procedure. Full sample estimation indicates that hard indicators, which are MPI, PCI, WSI and EXP, are main forces driving the Thai economy.

On the other had, financial indicators, which are NER and YS, have less influenced on the Thai economy. Out-of-sample forecasting performance, based on RMSE, show that the dynamic factor model outperform autoregressive and random walk models.

References

- Baffigi, A., Golonelli, R., and Parigi, G. (2004). Bridge models to forecast the euro area gdp. *International Journal of Forecasting*, 20:447–460.
- Barhoumi, K., Rünstler, G., Cristadoro, R., Den Reijer, A., Jakaitiene, A., Jelonek, P., Rua, A., Ruth, K., Benk, S., and Van Nieuwenhuyze, C. (2008). Short-term forecasting of GDP using large monthly datasets: a pseudo real-time forecast evaluation exercise. Working papers 215, Banque de France.
- Camacho, M. and Perez-Quiros, G. (2010). Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth. *Journal of Applied Econometrics*, 25(4):663–694.
- Clark, T. E. (2011). Real-Time Density Forecasts From Bayesian Vector Autoregressions With Stochastic Volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(3):327–341.
- Foroni, C. and Marcellino, M. (2013). A survey of econometric methods for mixed-frequency data. Economics Working Papers ECO2013/02, European University Institute.
- Geweke, J. and Tanizaki, H. (2001). Bayesian estimation of state-space models using the Metropolis-Hastings algorithm within Gibbs sampling. *Comput. Stat. Data Anal.*, 37(2):151–170.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., and Valkanov, R. (2004). The midas touch: Mixed data sampling regression model. Technical report, University of North Carolina, Chapel Hill.
- Jacquier, E., Polson, N. G., and Rossi, P. E. (1994). Bayesian Analysis of Stochastic Volatility Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12(4):371–89.
- Kim, C.-J. and Nelson, C. R. (1999). *State-space models with regime switching*. The MIT Press.
- Kitchen, J. and Monaco, R. (2003). Real-Time Forecasting in Practice: The U.S. Treasury Staff’s Real-Time GDP Forecast System. MPRA Paper 21068, University Library of Munich, Germany.
- Koopman, S. J. and Durbin, J. (2003). Filtering and smoothing of state vector for diffuse state-space models. *Journal of Time Series Analysis*, 24(1):85–98.
- Marcellino, M. (2008). A linear benchmark for forecasting gdp growth and inflation? *Journal of Forecasting*, 27:305–340.
- Marcellino, M., Porqueddu, M., and Venditti, F. (2013). Short-term GDP forecasting with a mixed frequency dynamic factor model with stochastic volatility. *CEPR Discussion Paper No. 9334*.

- Mariano, R. S. and Murasawa, Y. (2003). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. *J. Appl. Econ.*, 18(4):427–443.
- Mariano, R. S. and Murasawa, Y. (2010). A coincident index, common factors, and monthly real GDP. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 72(1):27–46.
- Schorfheide, F. and Song, D. (2013). Real-time forecasting with a mixed-frequency var. NBER Working Papers 19712, National Bureau of Economic Research, Inc.
- Stock, J. and Watson, M. W. (1991). A probability model of the Coincident economic indicators. In Moore, G. and Lahiri, K., editors, *The Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, pages 63–90. Cambridge University Press.

Table 1: Factor Loadings (posterior estimates) of the Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
GDP	-0.4189	0.3167	1.0000	2.3442	5.1566
MPI	0.1414	0.353	0.931	1.490	3.224
PCI	0.1137	0.359	0.804	1.395	3.230
WSI	0.1547	0.458	0.998	1.662	3.536
EXP	0.1074	0.329	0.757	1.333	2.969
FT	0.0443	0.145	0.373	0.693	1.420
BSI	0.0187	0.066	0.171	0.304	0.647
NER	-0.3770	-0.124	-0.033	0.007	0.183
YS	-0.2254	-0.021	0.045	0.172	0.547
USCI	-0.1535	-0.028	0.008	0.060	0.272
EUIPI	-0.1958	-0.019	0.038	0.211	0.765

Table 2: Factor Loadings (posterior estimates) of the Dynamic Factor Model without Stochastic Volatility

Percentiles	10th	30th	50th	70th	90th
GDP	0.3724	0.8175	1.0000	1.2304	1.7862
MPI	0.5649	0.693	0.786	0.876	1.025
PCI	0.6457	0.766	0.843	0.923	1.058
WSI	0.8582	0.970	1.053	1.135	1.252
EXP	0.9068	1.019	1.116	1.199	1.317
FT	0.1545	0.295	0.392	0.493	0.628
BSI	0.1586	0.226	0.272	0.320	0.386
NER	-0.3128	-0.201	-0.126	-0.050	0.064
YS	-0.1169	-0.017	0.055	0.117	0.221
USCI	-0.1180	-0.035	0.017	0.068	0.138
EUIPI	0.1059	0.226	0.302	0.403	0.532

Table 3: Correlation Coefficients between Estimates and Actual Data

	DFM without SVOL	DFM with SVOL
GDP	0.787	0.885
MPI	0.763	0.765
PCI	0.787	0.788
WSI	0.907	0.907
EXP	0.720	0.719
FT	0.697	0.697
BSI	0.834	0.827
NER	0.596	0.591
YS	0.733	0.734
USCI	0.807	0.806
EUIPI	0.719	0.718

Table 4: RMSE of In-sample Estimation

	DFM without SVOL	DFM with SVOL
GDP	0.749	0.289
MPI	1.896	1.898
PCI	1.684	1.666
WSI	0.553	0.559
EXP	2.650	2.607
FT	2.222	2.217
BSI	0.718	0.770
NER	2.668	2.895
YS	2.040	2.086
USCI	1.182	1.233
EUIPI	1.541	1.576

Table 5: RMSE and MAPE of 1-period ahead Forecast (2011:Q1 - 20013:Q4)

	AR(2) OLS	AR(2) Bayesian	RW	DFM without SVOL	DFM with SVOL
RMSE	2.4269	2.2426	3.0457	1.8740	1.7596
MAPE	194.4	172.8	237.8	122.6	133.0

Figure 1: Quarterly Thai Real GDP Growth (2000:Q2 - 2013:Q4)



Figure 2: GDP Growth Estimates from the Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility and Actual GDP Growth

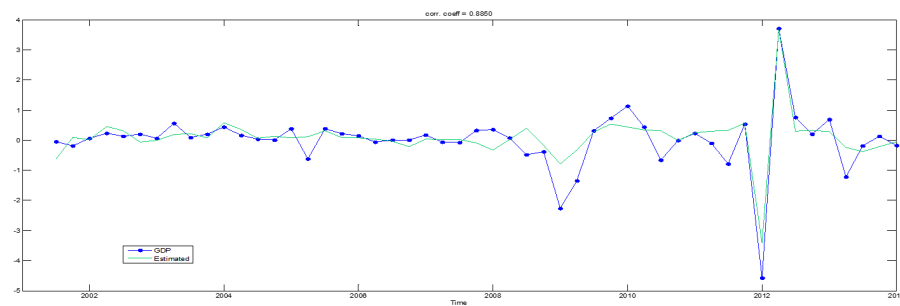


Figure 3: GDP Growth Estimates from the Dynamic Factor Model without Stochastic Volatility and Actual GDP Growth

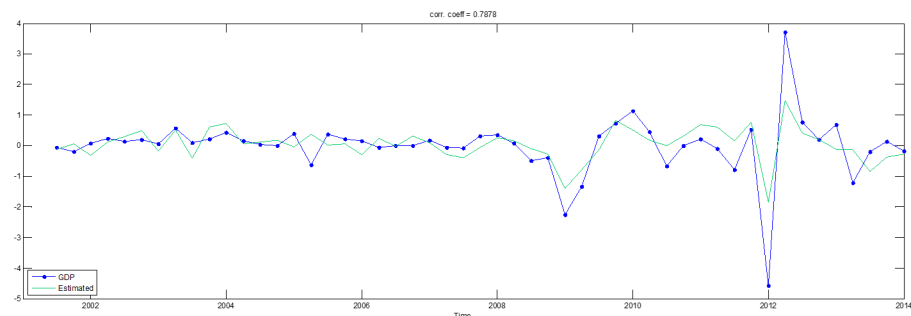


Figure 4: Stochastic Volatility for the Common Factor

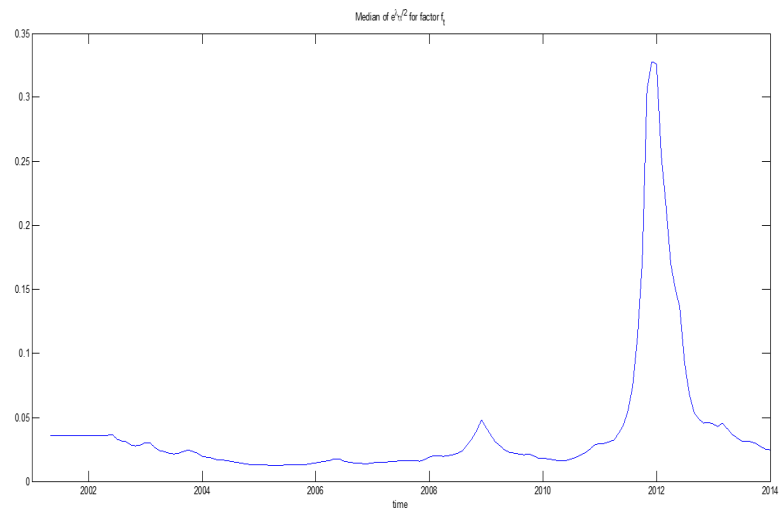


Figure 5: Thai Exports Growth

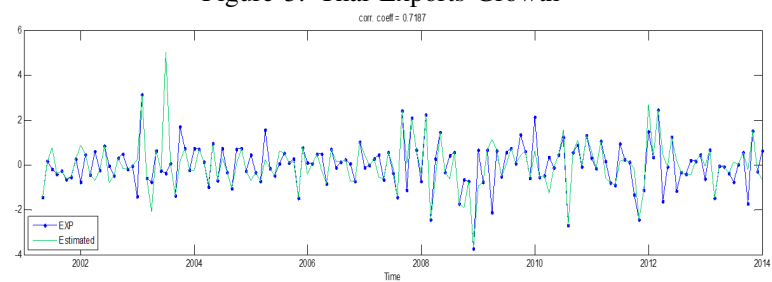


Figure 6: 1-period ahead Forecast of AR(2) and Random Walk Models

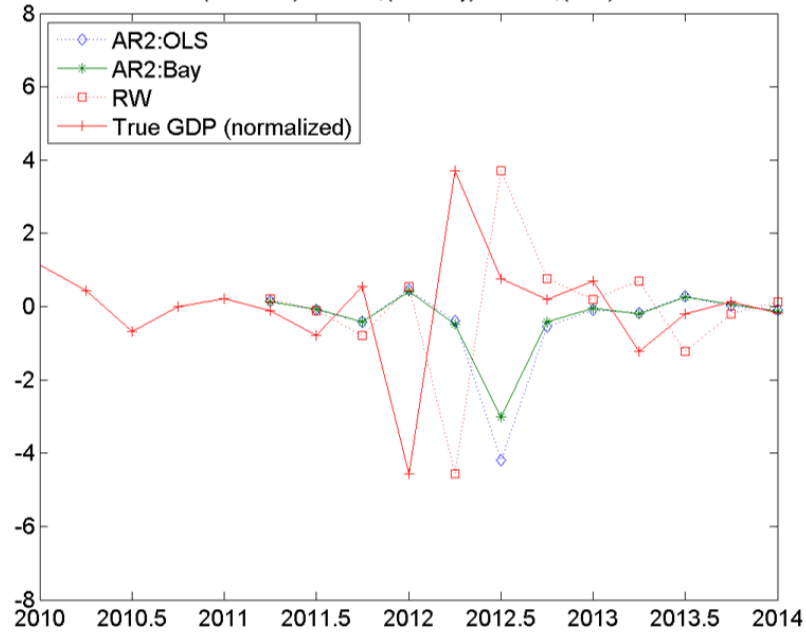
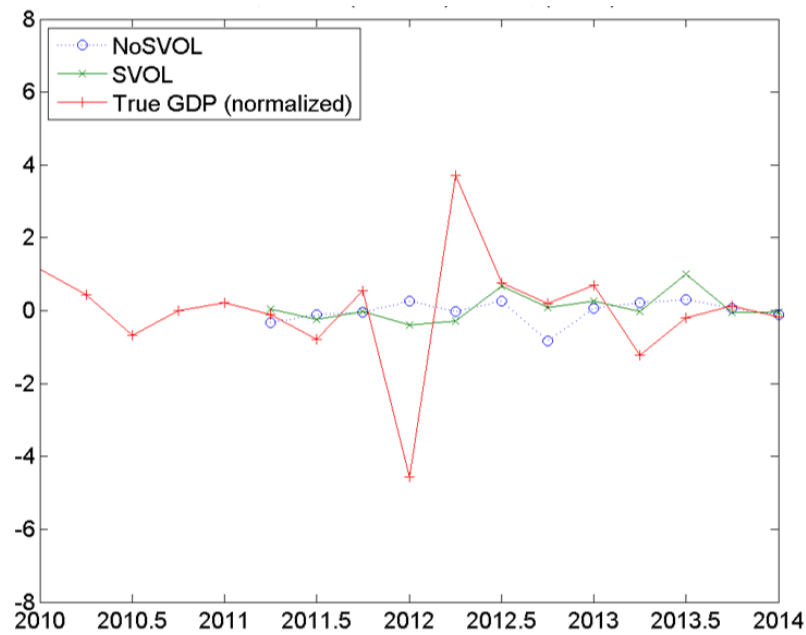


Figure 7: 1-period ahead Forecast of Dynamic Factor Models with and without Stochastic Volatility



ภาคผนวก ค

แผนกิจกรรมหลักที่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ รวมทั้งผลลัพธ์ (Output) ที่คาดว่าจะได้รับ

ภาคผนวก ค

แผนกิจกรรมหลักที่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ รวมทั้งผลลัพธ์ (Output) ที่คาดว่าจะได้รับ

วัตถุประสงค์	กิจกรรมหลัก	การดำเนินงาน	หมายเหตุ
1. จัดทำแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed Frequency Data Model) ในการศึกษาเศรษฐกิจไทยในภาพรวม	1.1 จัดทำแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาเศรษฐกิจไทยในภาพรวม	- ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง - รวบรวมข้อมูลเศรษฐกิจมหภาค ทั้งรายเดือน รายไตรมาส - วิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น - เขียนรายงานในส่วน แบบจำลองและวิธีการศึกษา	
	1.2 จัดทำโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อประมาณค่าแบบจำลองจากข้อ 1.1	- เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์โดยใช้ MATLAB Software - ทดสอบโปรแกรมคอมพิวเตอร์กับข้อมูลจำลอง (Simulated Data)	
2. ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อเศรษฐกิจไทยในภาพรวม	2.1 ประมาณค่าแบบจำลองจากข้อ 1.1	- ประมาณค่าแบบจำลอง รวมทั้งทำการ Robustness Check	- ส่งและนำเสนอรายงานความก้าวหน้าครั้งที่ 1 - ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องเพิ่มเติม
	2.2 จัดเขียนผลการประมาณค่าแบบจำลองจากข้อ 2.1	- วิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อเศรษฐกิจไทยในภาพรวม - จัดเขียนผลการประมาณค่าแบบจำลอง	
3. จัดทำแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ	3.1 จัดทำแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม และสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ	- ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง - วิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น - เขียนรายงานในส่วน แบบจำลองและวิธีการศึกษา	- นำเสนอรายงานใน 1)งานสัมมนาที่ ธปท. 8 ต.ค. 57 2)งานสัมมนาทางวิชาการนานาชาติ EAEA 14th 1 พ.ย. 57 - นำความเห็นมาปรับปรุงงานวิจัย
	3.2 จัดทำโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อประมาณค่าแบบจำลองจากข้อ 3.1	- เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์โดยใช้ MATLAB Software - ทดสอบโปรแกรมคอมพิวเตอร์กับข้อมูลจำลอง (Simulated Data)	

4. ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม (Manufacturing) ของไทย รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมของไทย	4.1 ประมาณค่าแบบจำลองภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรม	- ประมาณค่าแบบจำลอง รวมทั้งทำการ Robustness Check	
	4.2 จัดเขียนผลการประมาณค่าแบบจำลองจากข้อ 4.1	- วิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อเศรษฐกิจภาคการผลิตสาขาอุตสาหกรรมของไทย - จัดเขียนผลการประมาณค่าแบบจำลอง	
5. ศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ (Wholesale and Retail Trade, Repair of Vehicles and Personal and Household Goods) ของไทย รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ของไทย	5.1 ประมาณค่าแบบจำลองสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ	- ประมาณค่าแบบจำลอง รวมทั้งทำการ Robustness Check	
	5.2 จัดเขียนผลการประมาณค่าแบบจำลองจากข้อ 5.1	- วิเคราะห์ปัจจัยที่ช่วยขับเคลื่อนเศรษฐกิจไทยในภาพรวม รวมทั้งผลกระทบของปัจจัยดังกล่าวต่อเศรษฐกิจสาขาการค้าส่ง การค้าปลีก และการซ่อมแซมฯ ของไทย - จัดเขียนผลการประมาณค่าแบบจำลอง	
6. จัดทำข้อเสนอแนะเชิงนโยบายเพื่อเสนอต่อหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง	สรุปผลการศึกษา และจัดทำข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย โดยบูรณาการข้อค้นพบที่ได้จากการศึกษาเชิงพรรณนา และการศึกษาเชิงประจักษ์	- สรุปผลการศึกษา และจัดทำข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย	- ส่งและรอนำเสนอรายงานฉบับสมบูรณ์

ลงชื่อ.....

(ดร.พิสุทธิ์ กุลธนวิทย์)

หัวหน้าโครงการวิจัยผู้รับทุน

วันที่.....