



การกำหนดเมตริกซ์ความน่าจะเป็น ของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตของตราสารหนี้ไทย ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน

อัญญา ชันธวิทย์*

* ศาสตราจารย์ในสาขาวิชาการเงินและการธนาคารระดับ 11 และ กิรตยาจารย์แห่งมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ กรุงเทพฯ 10200 ที่อยู่อิเล็กทรอนิกส์ akhantha@tu.ac.th ผู้เขียนขอขอบคุณสเรตติ้งที่อนุเคราะห์ข้อมูลตัวอย่างตราสารหนี้ที่ได้รับการจัดอันดับ และขอบคุณ ดร.ชนานันต์ ศิวโมกษธรรม ที่ให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ การศึกษานี้ได้รับสนับสนุนเงินทุนพัฒนาศักยภาพงานวิจัยการจากคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

**การกำหนดเมทริกซ์ความน่าจะเป็น
ของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตของตราสารหนี้ไทย
ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน**

บทคัดย่อ

เมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตเป็นข้อมูลสำคัญที่ใช้ประกอบการกำหนดราคาตราสารหนี้เอกชนและอนุพันธ์ด้านเครดิต และใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงหลักของตัวแบบจำลองบางกลุ่มเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตของสถาบันการเงิน สำหรับประเทศไทย เมทริกซ์มีการจัดทำและรายงานโดยทริสเรตติ้งและพีทรีเรตติ้ง แม้เมทริกซ์ที่รายงานนี้จะจัดทำขึ้นโดยใช้ข้อมูลอันดับเครดิตที่เกิดขึ้นจริง การใช้งานเมทริกซ์กลับไม่สามารถทำได้เพราะเมทริกซ์มีลักษณะที่ไม่สอดคล้องกับลักษณะที่เมทริกซ์ต้องมีเคร่งครัดตามทฤษฎีการเงิน ในการศึกษา ผู้เขียนกำหนดเมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตขึ้นใหม่สำหรับตราสารหนี้ไทยโดยใช้วิธีของ Bayes การกำหนดใช้ข้อมูลเบื้องต้นจากเมทริกซ์สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's ประกอบกับข้อมูลจริงที่เกิดขึ้นสำหรับตราสารหนี้ไทยที่รายงานโดยทริสเรตติ้ง ในขั้นตอนสุดท้าย เมทริกซ์ที่กำหนดจะได้รับการทดสอบและปรับปรุงให้มีคุณสมบัติที่ “เหมาะสม” ดังที่ปรากฏในตาราง ก

ตาราง ก

**เมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตของตราสารหนี้ไทย
ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน**

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	85.5400%	13.6570%	0.6477%	0.0410%	0.0516%	0.0193%	0.0321%	0.0113%
AA	0.5935%	90.1462%	8.5154%	0.5523%	0.0624%	0.0833%	0.0208%	0.0260%
A	0.0149%	2.8998%	92.8949%	3.7051%	0.1414%	0.0633%	0.0076%	0.2730%
BBB	0.0026%	0.0997%	6.2398%	87.6931%	2.7378%	0.7523%	0.0411%	2.4336%
BB	0.0118%	0.0321%	0.3726%	10.1796%	77.0000%	4.3030%	0.4477%	7.6533%
B	0.0006%	0.0434%	0.1650%	0.3977%	5.8448%	78.3813%	7.4604%	7.7069%
CCC/C	0.0001%	0.0079%	0.2242%	0.3428%	0.9676%	15.1932%	51.2391%	32.0250%
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

เมทริกซ์ที่รายงานถือเป็นเมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตเมทริกซ์แรกของประเทศไทยซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน วิศวกรการเงินจึงสามารถนำเมทริกซ์ไปประยุกต์ใช้เพื่อกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ด้านเครดิต และใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงในตัวแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตในตลาดการเงินของประเทศไทยได้

การกำหนดเมตริกซ์ความน่าจะเป็น ของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตของตราสารหนี้ไทย ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน

หลักการและเหตุผล

เมตริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิต (Credit-Rating Transition Probability Matrix หรือ Transition Probability Matrix หรือ Credit Migration Matrix) ซึ่งต่อไป ผู้เขียนจะอ้างอิงถึงโดยใช้คำว่า TPM) สำหรับการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตในช่วงเวลา 1 ปีระดับความน่าจะเป็น (Probability) ที่ตราสารหนี้เอกชนซึ่งได้รับอันดับเครดิตระดับหนึ่งตอนต้นปี เช่นอันดับ A จะมีอันดับเครดิตเดิมคือ A อันดับเครดิตที่ดีขึ้นเช่น AAA อันดับเครดิตที่ด้อยลงเช่น BBB หรืออาจด้อยลงอย่างมากจนเป็นอันดับ Default ตอนสิ้นปี ว่าความน่าจะเป็นนั้นมีระดับที่สูงหรือต่ำ เท่ากับเท่าไร ทั้งนี้ TPM อาจเป็น TPM สำหรับระยะเวลาที่ยาวนานกว่า 1 ปี เช่น 2 ปี หรือ 5 ปีได้ โดยที่ความน่าจะเป็นที่รายงานเป็นความน่าจะเป็นที่อันดับเครดิตจะเปลี่ยนแปลงไปตกในอันดับเครดิตนั้นๆ ตอนสิ้นปีที่ 2 หรือสิ้นปีที่ 5 ตามลำดับ ตามระยะของ TPM เป็นต้น

TPM เป็นข้อมูลสำคัญที่วิศวกรการเงินใช้ประกอบการกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้เอกชนและอนุพันธ์ด้านเครดิต และใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงหลักของตัวแบบจำลองบางกลุ่มเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตของสถาบันการเงิน ในทางหนึ่งสำหรับการกำหนดราคา ตัวแบบจำลองของ Jarrow et al. (1997) ถือเป็นตัวแบบจำลองแรกที่เสนอให้แปลงข้อมูลความน่าจะเป็นที่พบในโลกแห่งความเป็นจริงและระบุใน TPM สำหรับตราสารหนี้ที่มีอันดับเครดิตต่างๆ เป็นความน่าจะเป็นในโลกที่ผู้ลงทุนเป็นกลางต่อความเสี่ยง จากนั้นจึงใช้ความน่าจะเป็นที่กำหนดได้ไประบุราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ของอันดับเครดิตตัวแบบจำลองของ Jarrow et al. ได้รับความนิยมน้อยกว่าเพราะการกำหนดราคาและการบริหารความเสี่ยงโดยอ้างอิงกับตัวแบบไม่ได้จำกัดให้การจ่ายเงินของตราสารหนี้หรืออนุพันธ์ด้านเครดิตที่วิศวกรการเงินสนใจ ต้องเกิดขึ้นเฉพาะภายใต้ภาวะบิตพลัหรือภาวะไม่บิตพลัเท่านั้น แต่สามารถอ้างอิงกับอันดับเครดิตระดับต่างๆ ที่อาจเกิดขึ้นได้ในเชิงสุ่มในอนาคต เนื่องจากตัวแบบจำลองของ Jarrow et al. อาศัยข้อมูลจาก TPM เป็นข้อมูลหลักประกอบการวิเคราะห์ ความนิยมใช้ตัวแบบจำลองของ Jarrow et al. จึงทำให้วิศวกรการเงินต้องมีข้อมูล TPM ที่กำหนดด้วยความแม่นยำและมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน

ในอีกทางหนึ่ง สำหรับสถาบันการเงินที่ต้องวัดและบริหารความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตที่ตนถือครองนั้น สถาบันการเงินต้องใช้ตัวแบบจำลอง ประกอบกับข้อมูลอันดับเครดิตของสินทรัพย์แต่ละตัวและข้อมูลการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตของสินทรัพย์แต่ละตัวเหล่านั้นที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ตัวแบบจำลองที่สถาบันการเงินมีเป็นทางเลือกและที่หน่วยงานกำกับดูแลยอมรับมีอยู่จำนวนหนึ่ง ตัวแบบแต่ละตัวแบบอ้างอิงถึงทฤษฎีการเงินที่แตกต่างกัน ทำให้ข้อมูลที่สถาบันการเงินต้องใช้สำหรับตัวแบบเป็นข้อมูลที่ต่างชนิดกันด้วย ตัวแบบจำลอง CreditMetrics ของ J.P. Morgan และตัวแบบจำลอง CreditPortfolioView ของ McKinsey เป็นตัวแบบจำลองซึ่งเป็นที่ยอมรับของหน่วยงานกำกับดูแล และสถาบันการเงินหลายแห่งทั่วโลกเลือกใช้เป็นตัวแบบสำหรับวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตที่สถาบันการเงินต้องเผชิญ ตัวแบบจำลองทั้งสองอาศัยข้อมูลส่วนหนึ่งจาก TPM เพื่อพรรณนาพฤติกรรมเคลื่อนไหวในเชิงสุ่มของความน่าเชื่อถือด้านเครดิตของสินทรัพย์ในกลุ่มที่ถือครอง เมื่อความจริงเป็นเช่นนั้น สำหรับสถาบันการเงินที่เลือกใช้ตัวแบบจำลอง CreditMetrics หรือตัวแบบจำลอง CreditPortfolioView ความถูกต้องของระดับความเสี่ยงด้านเครดิตที่วัดได้ซึ่งถือเป็นหัวใจของการบริหารความเสี่ยงด้านเครดิตของสถาบันการเงินจึงขึ้นกับความถูกต้องของ TPM ที่การวิเคราะห์ภายใต้ตัวแบบจำลองได้อ้างอิงถึง

ประเทศไทยมีตราสารหนี้ภาคเอกชนและอนุพันธ์ด้านเครดิตซื้อขายกันในตลาด OTC และปริมาณการซื้อขายตราสารและอนุพันธ์มีจำนวนที่เพิ่มขึ้นทุกปี นอกจากนั้น สถาบันการเงินของไทยจำเป็นต้องวัดและบริหารความเสี่ยงด้านเครดิตเพื่อให้เป็นไปตามเงื่อนไขที่หน่วยงานกำกับดูแลกำหนดให้ต้องกระทำ การดำเนินการด้านบริหารความเสี่ยงถือเป็นกิจกรรมด้านการกำกับดูแลกิจการที่ดีเพื่อสร้างมูลค่าให้แก่สถาบันการเงินเหล่านั้นให้เพิ่มขึ้นจนเป็นที่สุดเมื่อประเทศไทยมีตราสารหนี้ภาคเอกชนและอนุพันธ์ด้านเครดิตซื้อขายกันในตลาดทำให้ตลาดต้องมีการกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ด้านเครดิต และเมื่อสถาบันการเงินของไทยต้องวัดและบริหารความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิต ข้อมูล TPM จึงเป็นข้อมูลสำคัญที่จำเป็นต้องมีในตลาดการเงินไทยเพื่อสนับสนุนการกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ด้านเครดิต และสนับสนุนการวัดและการบริหารความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตของสถาบันการเงิน

TPM ของประเทศไทยได้มีการคำนวณและรายงานโดยทริสเรตติ้งและพีทซ์เรตติ้งซึ่งเป็นสถาบันจัดอันดับเครดิต 2 แห่งที่หน่วยงานกำกับดูแลยอมรับ TPM ซึ่งทริสเรตติ้งและพีทซ์เรตติ้งรายงานถูกคำนวณโดยวิธี Cohort (Cohort Approach) ซึ่งแจกแจงจำนวนลูกค้าย่อยที่มีอันดับเครดิตคงเดิม หรือเปลี่ยนแปลงไปจากอันดับเครดิตที่ได้รับตอนต้นปี แล้วคิดเป็นร้อยละของจำนวนลูกค้าย่อยที่แจกแจงได้สำหรับอันดับเครดิตที่ได้รับตอนต้นปีที่กำลังพิจารณาอยู่ ตารางที่ 1 รายงาน TPM สำหรับระยะ 1 ปี ส่วนที่ 1.1 เป็น TPM ที่รายงานโดยทริสเรตติ้งซึ่งใช้ข้อมูลอันดับเครดิตเฉพาะของลูกค้าของตนตั้งแต่ปี 2537 ถึงปี 2553 ในขณะที่ส่วนที่ 1.2 เป็น TPM ที่รายงานโดยพีทซ์เรตติ้งซึ่งใช้ข้อมูลอันดับเครดิตเฉพาะของลูกค้าของตนตั้งแต่ปี 2545 ถึงปี 2552

ตารางที่ 1

เมตริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตระยะ 1 ปี สำหรับตราสารหนี้ไทย¹

ส่วนที่ 1.1

เมตริกซ์ที่รายงานโดยทริสเรตติ้ง

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	75.0000%	25.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%
AA	1.5600%	89.0600%	7.8100%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	1.5600%
A	0.0000%	3.5600%	92.8900%	3.1100%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.4400%
BBB	0.0000%	0.0000%	6.4100%	86.7500%	2.5600%	0.8500%	0.0000%	3.4200%
BB	0.0000%	0.0000%	0.0000%	18.1800%	63.6400%	0.0000%	0.0000%	18.1800%
B	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	50.0000%	50.0000%
CCC/C	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

ส่วนที่ 1.2
เมทริกซ์ที่รายงานโดยฟิซเรตติ้ง^ข

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	100.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%
AA	0.0000%	100.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%
A	0.0000%	0.0000%	94.1200%	5.8800%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%
BBB	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%
BB	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.
B	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.
CCC/C	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

^ก ผู้เขียนเพิ่มข้อมูลในแถวบนสุดท้ายของตารางทั้งสอง เพื่อให้ TPM แสดงข้อมูลครบถ้วนที่ประกอบด้วยความน่าจะเป็นของตราสารหนี้ที่ตกในอันดับ Default ที่จะต้องดำรงในอันดับ Default ตลอดไป

^ข ผู้เขียนปรับระดับความน่าจะเป็นที่ฟิซเรตติ้งรายงานไว้ว่าเท่ากับ 0.00% ให้เป็น N.A. เพื่อให้ TPM แสดงข้อมูลที่ถูกต้องว่าตราสารหนี้ที่ฟิซเรตติ้งได้ทำการจัดอันดับในช่วงปี 2545 ถึง 2552 นั้น ไม่มีตราสารหนี้รุ่นใดที่ได้รับอันดับ BB หรือต่ำกว่า

แม้ TPM ของทริสเรตติ้งและฟิซเรตติ้งจะคำนวณจากข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงในตลาดการเงินไทย แต่วิศวกรการเงินต้องใช้งาน TPM ที่รายงานด้วยความระมัดระวังอย่างยิ่ง เพราะ TPM ที่ทริสเรตติ้งและฟิซเรตติ้งรายงานมีลักษณะที่ต่างจากลักษณะที่ TPM ฟิงมีตามทฤษฎีการเงิน และอาจส่งผลให้การวิเคราะห์ของวิศวกรการเงินที่ต้องอ้างอิงทฤษฎีการเงินได้ผลลัพธ์ที่คลาดเคลื่อน ลักษณะของ TPM ในตารางที่ 1 ที่ต่างไปจากลักษณะที่ฟิงมีตามทฤษฎีการเงินมีอย่างน้อย 3 ประการคือ

ประการที่หนึ่ง ระดับความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตจากอันดับหนึ่งไปสู่อีกอันดับ บางคู่สำหรับระยะ 1 ปี ตามที่ทริสเรตติ้งและฟิซเรตติ้งรายงาน โดยเฉพาะคู่ที่มีอันดับที่แตกต่างกันมาก เช่นจากอันดับ AAA ไปสู่อันดับ Default หรือจากอันดับ BBB ไปสู่อันดับ AAA มีค่าเป็น 0.00% Israel et al. (2001) เตือนว่าข้อความจริงที่ระดับความน่าจะเป็นบางค่าสำหรับอันดับเครดิตที่มีให้อันดับ Default มีค่าเป็น 0.00% ซึ่งโดยนัยว่า ระดับความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตจากอันดับหนึ่งไปสู่อีกอันดับบางคู่ของ TPM สำหรับระยะที่สั้นมากและสั้นกว่า 1 ปี เช่น 1 เดือน อาจมีค่าเป็นลบ เมทริกซ์จึงไม่ใช่ Proper Markov Transition Matrix ตามที่ทฤษฎีการเงินกำหนด

ประการที่สอง TPM ของฟิซเรตติ้งยังขาดข้อมูลสำหรับอันดับเครดิต BB B และ CCC/C ในขณะที่ TPM ของทริสเรตติ้งซึ่งแม้มีข้อมูลครบถ้วนสำหรับอันดับเครดิตทุกอันดับ แต่ความน่าจะเป็นที่จะเกิดอันดับ Default ตอนปลายปีที่รายงานสำหรับอันดับเครดิต B ที่เท่ากับ 50% และโดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับอันดับเครดิต CCC/C ที่เท่ากับ 100% แล้ว ความน่าจะเป็นที่รายงานคู่นี้ถือว่ามีความสูงมากถึงระดับที่อาจพิจารณาได้ว่าไม่สมเหตุสมผล

ประการที่สาม ระดับความน่าจะเป็นที่รายงานสำหรับอันดับเครดิต Default ตอนปลายปีสำหรับอันดับเครดิตที่สูงกว่าไปสู่อันดับเครดิตที่ต่ำกว่าตอนต้นปีขาดคุณสมบัติ Strict Ordering ที่ต้องเรียงตัวกันอย่างเคร่งครัดจากระดับความน่าจะเป็นที่น้อยกว่าและเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ตามลำดับ จนเป็น 100% สำหรับอันดับเครดิต Default ตัวอย่างเช่นในกรณี TPM ของทริสเรตติ้ง ความน่าจะเป็นสำหรับอันดับเครดิต AA เท่ากับ 1.56% แต่ความน่าจะเป็นสำหรับอันดับเครดิต A กลับต่ำกว่า เท่ากับ 0.44% ส่วนในกรณี TPM ของฟิซเรตติ้ง ความน่าจะเป็นสำหรับอันดับเครดิต AAA ถึง BBB มีค่าเท่ากันและเท่ากับ 0.00%

วิศวกรการเงินผู้ประสงค์จะใช้งาน TPM ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงินอาจปรับปรุง TPM ให้เป็น Proper Markov Transition Matrix ได้โดยลงมือกำหนด TPM เองโดยใช้วิธี Hazard Rate (Hazard Rate

Approach หรือ Duration Approach) ซึ่ง Lando and Skodeberg (2002) ได้แนะนำไว้ หรือวิธีการการเงินอาจทำการปรับปรุง TPM ตามวิธีที่ Israel et al. (2001) แนะนำ โดยแปลง TPM ให้เป็นเมทริกซ์ Generator (Generator Matrix) ก่อน จากนั้นปรับเมทริกซ์ Generator ที่แปลงได้ให้มีลักษณะที่ถูกต้อง (Exact Generator) ซึ่งวิธีปรับเมทริกซ์ Generator มีหลายวิธีและมีสรุปในการศึกษาของ Inamura (2006) ส่วนในขั้นตอนสุดท้าย วิศวกรรมการเงินแปลงเมทริกซ์ Generator ที่ได้รับการปรับให้มีลักษณะที่ถูกต้องแล้วให้เป็น TPM เพื่อใช้งานต่อไป

ในการทำงานจริง วิศวกรรมการเงินที่ประสงค์จะกำหนด TPM เองตามวิธี Hazard Rate อาจประสบปัญหาขาดข้อมูลหรือมีข้อมูลไม่เพียงพอ เพราะข้อมูลที่ต้องใช้เป็นข้อมูลจุดของเวลาแต่ละจุด ทุกจุด ที่ตราสารหนี้แต่ละรุ่น ทุกรุ่น ได้รับการทบทวนอันดับเครดิต การปรับปรุง TPM โดยวิธีที่ Israel et al. (2001) แนะนำเป็นวิธีที่สะดวกกว่าและใช้ข้อมูล TPM ซึ่งวิศวกรรมการเงินสามารถจัดหาได้จากสถาบันจัดอันดับเครดิต อย่างไรก็ตาม ผู้เขียนตั้งข้อสังเกตว่า แม้วิศวกรรมการเงินจะมีข้อมูลเพียงพอ แล้วเลือกใช้วิธี Hazard Rate หรือเลือกที่จะปรับปรุง TPM โดยใช้วิธีที่ Israel et al. แนะนำ TPM ที่ได้เป็นผลลัพธ์ยังคงดำรงลักษณะประการที่สองและประการที่สาม TPM ที่วิศวกรรมการเงินกำหนดได้ใหม่ยังคงไม่สามารถนำไปใช้งานได้อย่างถูกต้องเต็มที่

ในการศึกษานี้ ผู้เขียนเสนอวิธีเพื่อใช้กำหนด TPM ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงินสำหรับประเทศไทย ผู้เขียนเห็นว่า การที่ TPM ซึ่งทริสเรตติ้งและพิทซ์เรตติ้งคำนวณและรายงานมีลักษณะที่ไม่สอดคล้องกับลักษณะที่พึงเป็นตามทฤษฎีการเงินเกิดขึ้นเพราะตัวอย่างที่ใช้ในการคำนวณมีจำนวนที่น้อยมาก ประกอบกับการคำนวณที่ใช้วิธี Cohort ถือเป็นวิธีกลุ่ม "Frequentist" ที่การกำหนด TPM ต้องอาศัยตัวอย่างจำนวนมาก วิธีกลุ่ม Frequentist ยังจำกัดที่จะพิจารณาข่าวสารข้อมูล (Information) เฉพาะที่มาจากตัวอย่างที่สุ่มได้เท่านั้น แล้วละเลยข่าวสารข้อมูลจากแหล่งอื่นนอกเหนือจากที่มีในกลุ่มตัวอย่างที่วิศวกรรมการเงินอาจหาได้เพิ่มและเป็นประโยชน์

วิธีกำหนด TPM ซึ่งผู้เขียนเสนอเป็นการกำหนดโดยใช้วิธีของ Bayes (Bayesian Approach) ผู้เขียนเห็นว่าวิธีของ Bayes เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการกำหนด TPM ให้ตลาดการเงินไทย เพราะ Kiefer (2009) แนะนำไว้ว่าการกำหนด TPM อาจใช้ข่าวสารข้อมูลจากแหล่งอื่นนอกเหนือจากที่มีในกลุ่มตัวอย่าง ซึ่งวิศวกรรมการเงินอาจหาเพิ่มได้และเป็นประโยชน์ เพื่อเป็นข่าวสารข้อมูลส่วนเพิ่มที่ชัดเจนข่าวสารข้อมูลที่มีในระดับที่ต่ำกว่าตัวอย่างในตลาดการเงินไทยที่มีจำนวนเพียงน้อยตัวอย่าง นอกจากนั้น ตามมุมมองของการกำหนด TPM โดยวิธีของ Bayes ข้อความจริงที่การกำหนด TPM ใช้วิธี Cohort หรือวิธี Hazard Rate ซึ่งเป็นวิธีในกลุ่ม Frequentist อาจพิจารณาได้ในลักษณะหนึ่งว่าการกำหนดมีความเชื่อเบื้องต้นว่า ความน่าจะเป็นที่การเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตจากอันดับที่ได้รับต้นปี ไปสู่อันดับเครดิตใหม่หรือจะดำรงในอันดับเดิมในอนาคตตอนสิ้นปีมีระดับที่เท่ากัน และความน่าจะเป็นที่ตราสารหนี้ที่ได้รับอันดับเครดิตสูงกว่าตอนต้นปีจะได้รับอันดับเครดิต Default ตอนปลายปี เป็นความน่าจะเป็นระดับเดียวกันกับความน่าจะเป็นที่ตราสารหนี้ที่ได้รับอันดับเครดิตต่ำกว่าจะได้รับอันดับเครดิต Default ตอนปลายปี ซึ่งความเชื่อเบื้องต้นลักษณะนี้ไม่สอดคล้องกับหลักฐานเชิงประจักษ์ที่พบ (Stylized Fact) สำหรับตลาดตราสารหนี้ที่พัฒนาแล้วและมีข้อมูลอันดับเครดิตเป็นจำนวนมาก เช่น ประเทศสหรัฐอเมริกา ที่ความน่าจะเป็นที่อันดับเครดิตจะดำรงในระดับเดิมจะมีระดับที่สูงที่สุด (Strictly Diagonally Dominant Matrix) นอกจากนั้น ความเชื่อเบื้องต้นในลักษณะนี้ยังไม่สอดคล้องกับนิยามของอันดับเครดิตที่มีความหมายโดยนัยที่เคร่งครัดว่าความน่าจะเป็นที่ตราสารหนี้ที่มีอันดับเครดิตสูงจะได้รับอันดับ Default ตอนปลายปีต้องเป็นความน่าจะเป็นที่มีระดับที่ต่ำกว่าที่ตราสารหนี้ที่มีอันดับเครดิตต่ำจะได้รับ

ในการกำหนด TPM ซึ่งเสนอสำหรับตลาดการเงินไทย ผู้เขียนใช้ตัวอย่างจากการจัดอันดับเครดิตตราสารหนี้ของทริสเรตติ้งตั้งแต่ปี 2537 ถึงปี 2553 จำนวนรวม 626 ตัวอย่าง ตัวอย่างจากทริสเรตติ้งเป็นตัวอย่างที่มีจำนวนที่

ครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่าตัวอย่างของพีทซ์เรทติ้งและตัวอย่างที่เกิดขึ้นยังครอบคลุมช่วงเวลาที่ยาวนานมากกว่าด้วย ผู้เขียนใช้ข่าวสารข้อมูลเบื้องต้น (Prior Information) เป็นเมทริกซ์สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's ที่คำนวณจากตัวอย่างตั้งแต่ปี 2524 ถึงปี 2553 ข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นให้ข้อมูลที่เป็นประโยชน์และเกี่ยวข้องกับ TPM ของประเทศไทยด้วยเหตุผลอย่างน้อย 2 ประการ คือ ประการแรก การจัดตั้งทริสเรทติ้งเป็นการจัดตั้งที่ได้รับการสนับสนุนด้านเทคนิคและวิธีการจัดอันดับเครดิตจาก Standard and Poor's ดังนั้น อันดับเครดิตและความน่าจะเป็นที่ได้เป็นผลลัพธ์จึงน่าจะมีลักษณะที่สอดคล้องกัน และประการที่สอง แม้ TPM ที่รายงานโดย Standard and Poor's จะมีความน่าจะเป็นสำหรับการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตบางคู่เป็นศูนย์ แต่ TPM ของ Standard and Poor's ยังมีลักษณะเป็น Strictly Diagonally Dominant Matrix และความน่าจะเป็นที่ตราสารจะได้รับอันดับ Default ตอนปลายปียังเรียงตัวกันจากน้อยไปมากอย่างเคร่งครัด (Strict Ordering) สำหรับอันดับเครดิตที่สูงกว่าไปสู่อันดับเครดิตที่ต่ำกว่า

TPM ที่ได้เป็นผลลัพธ์ (Posterior TPM) เกิดจากการประมวลข่าวสารข้อมูลที่ได้รับส่วนหนึ่งจากตัวอย่างของทริสเรทติ้ง และอีกส่วนหนึ่งจาก TPM ที่ Standard and Poor's รายงาน โดยนำหนักของการประมวลข่าวสารข้อมูลที่ได้จากแต่ละแหล่งเป็นน้ำหนักที่มีระดับที่เหมาะสมที่สุด (Optimum) ตามที่ผู้เขียนได้รับจากการกำหนดแบบ Empirical Bayes Estimation นอกจากนี้ ในการกำหนดน้ำหนัก ผู้เขียนยังเพิ่มเงื่อนไขให้ TPM ที่ได้เป็นผลลัพธ์ต้องมีคุณสมบัติ Strict Ordering ด้วย ในขั้นตอนสุดท้าย ผู้เขียนได้ทดสอบและปรับปรุง TPM ให้เป็น Proper Markov Transition Matrix เคร่งครัด

TPM ที่การศึกษานี้ได้กำหนดและรายงานจะเป็นประโยชน์มากต่อวิศวกรรมการเงินในตลาดการเงินไทย เพราะ TPM นี้เป็นเมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตเมทริกซ์แรกของประเทศไทยซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน วิศวกรรมการเงินจึงสามารถนำเมทริกซ์ไปประยุกต์ใช้เพื่อกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ด้านเครดิตที่มีการซื้อขายกันในตลาด และวิศวกรรมการเงินยังสามารถประยุกต์ใช้เมทริกซ์เป็นข้อมูลอ้างอิงเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตสำหรับสถาบันการเงินไทยที่เลือกใช้ตัวแบบจำลอง CreditMatrixs หรือหรือตัวแบบจำลอง CreditPortfolioView

การศึกษายังทำประโยชน์ส่วนเพิ่มต่อวงวิชาการระดับนานาชาติ เพราะวิธีกำหนด TPM โดยใช้วิธีของ Bayes ซึ่งระบุน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดประกันว่า TPM จะมีคุณสมบัติ Strict Ordering และประกันว่า TPM เป็น Proper Markov Transition Matrix วิธีที่การศึกษานี้เสนอเป็นวิธีใหม่ซึ่งยังไม่เคยมีผู้ใดได้เคยเสนอไปก่อนหน้านี้ สามารถใช้งานได้ง่าย และอ้างอิงเพียงข้อมูลที่วิศวกรรมการเงินจัดหาได้สะดวกจากแหล่งข้อมูลสาธารณะ

ตัวแบบจำลอง

วิธีของ Bayes

ผู้เขียนเสนอกำหนด TPM สำหรับตลาดการเงินไทยโดยวิธีของ Bayes ก่อนอื่น ให้ $\pi(i, j)$ เป็นสัญลักษณ์แสดงระดับความน่าจะเป็นที่ตราสารหนี้ที่ได้รับอันดับเครดิต i ตอนต้นปี จะได้รับอันดับเครดิต j ตอนสิ้นปี โดยที่ $i, j = 1, 2, \dots, 8$ และอันดับเครดิต $i, j = 1$ หมายถึงอันดับ AAA อันดับเครดิต $i, j = 2$ หมายถึงอันดับ AA ไล่เรียงไปถึงอันดับเครดิต $i, j = 8$ หมายถึงอันดับ Default เนื่องจากวิศวกรรมการเงินไม่ทราบค่าที่แท้จริงของความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ วิธีของ Bayes จึงพิจารณาให้ความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ เป็นกลุ่มตัวแปรเชิงสุ่มรูป Discrete Multinomial เพราะอันดับเครดิตที่เป็นไปได้ที่ตราสารหนี้อาจได้รับในอนาคตมีหลายอันดับ และอันดับเครดิตแต่ละอันดับที่เกิดขึ้นในแต่ละอันดับที่แม้จะเรียงกันจากอันดับที่สูงไปสู่อันดับที่ต่ำ กลับไม่ได้เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องกัน

พฤติกรรมเชิงสุ่มของกลุ่มตัวแปรสำหรับอันดับเครดิตตอนต้นปีอันดับ i สามารถพรรณนาได้ดีโดยใช้ฟังก์ชันการแจกแจงร่วม $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ ส่วนการระบุระดับความน่าจะเป็นเพื่อใช้งานทำได้โดยใช้ค่าที่คาด $E\{\pi(i, j)\}$ ที่ประเมินโดยใช้ฟังก์ชันการแจกแจงร่วม $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ ที่ระบุไว้

วิธีของ Bayes ระบุฟังก์ชันการแจกแจงร่วม $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ โดยใช้ข้อมูลจากแหล่งที่วิศวกรรมการเงินมีอยู่จำนวน 2 แหล่ง ได้แก่ข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นที่วิศวกรรมการเงินมีเกี่ยวกับความน่าจะเป็น และข่าวสารข้อมูลจากตัวอย่าง (Sample) ที่วิศวกรรมการเงินได้จากการสุ่ม แล้วผนวกข้อมูลทั้งสองเข้าด้วยกันอย่างเหมาะสมตามทฤษฎีของ Bayes (Bayes's Theorem) กล่าวคือ เมื่อวิศวกรรมการเงินกำหนดให้ $p\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ เป็นฟังก์ชันการแจกแจงร่วม (Prior Distribution) เพื่อพรรณนาข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นที่วิศวกรรมการเงินมีเกี่ยวกับพฤติกรรมเชิงสุ่มของความน่าจะเป็น และกำหนดให้ $L\{n(i, 1), \dots, n(i, 8)|\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ เป็นฟังก์ชัน Likelihood สำหรับตัวอย่างที่สุ่มได้จำนวน $n(i, j)$ ตัวอย่างสำหรับความน่าจะเป็นระดับ $\pi(i, j)$ แล้ว ฟังก์ชันการแจกแจงร่วมที่เกิดขึ้นเป็นผลลัพธ์ (Posterior Distribution) รูป $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)|n(i, 1), \dots, n(i, 8)\}$ จากการรวมข่าวสารข้อมูลที่มีในฟังก์ชัน Prior Distribution รูป $p\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ และในฟังก์ชัน Likelihood รูป $L\{n(i, 1), \dots, n(i, 8)|\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ จะเท่ากับ

$$f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)|n(i, 1), \dots, n(i, 8)\} \propto p\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\} \times L\{n(i, 1), \dots, n(i, 8)|\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\} \quad (1)$$

โดยที่สัญลักษณ์ \propto แสดงว่าพจน์ทางซ้ายมือ เป็นสัดส่วน กับพจน์ทางขวามือ ฟังก์ชัน Posterior Distribution ที่กำหนดได้ตามสมการที่ (1) ข้างต้นจะทำหน้าที่ระบุฟังก์ชันการแจกแจงร่วม $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ ซึ่งวิศวกรรมการเงินไม่ทราบและประสงค์จะระบุ

รายละเอียดการระบุฟังก์ชัน Posterior Distribution

เมื่อความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ ได้รับการพิจารณาให้เป็นตัวแปรเชิงสุ่มรูป Discrete Multinomial แล้ว นักวิชาการ อาทิ Carlin and Louis (2008) ชี้ว่า ฟังก์ชันการแจกแจงร่วม $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ ของความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ มักกำหนดให้เป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet ในการศึกษา ผู้เขียนจะตั้งเป็นสมมติฐานให้ฟังก์ชันการแจกแจงร่วม $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ เป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet เช่นเดียวกับที่การศึกษาในอดีตได้เคยกำหนดไว้ เมื่อผู้เขียนใช้สมมติฐานที่ฟังก์ชันเป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet ผู้เขียนจึงเสนอกำหนดฟังก์ชัน Prior Distribution รูป $p\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ และฟังก์ชัน Likelihood รูป $L\{n(i, 1), \dots, n(i, 8)|\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ ของสมการที่ (1) ดังนี้

ฟังก์ชัน Prior Distribution

ผู้เขียนกำหนดฟังก์ชัน Prior Distribution ให้เป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet เพราะฟังก์ชัน Prior Distribution ที่เป็นฟังก์ชัน Dirichlet มีคุณสมบัติเป็น Conjugate Prior ของการวิเคราะห์ ซึ่งหมายถึงฟังก์ชัน Prior Distribution จะเป็นฟังก์ชันรูปเดียวกับกับฟังก์ชัน Posterior Distribution ส่งผลให้การวิเคราะห์พฤติกรรมของตัวแปรความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ เช่นการคำนวณค่าที่คาดของ $\pi(i, j)$ เพื่อระบุ TPM ทำได้สะดวกมาก ฟังก์ชัน Prior Distribution ที่เป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet มีรูปตามสมการที่ (2)

$$p\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\} = \frac{\Gamma(M_i)}{\prod_{j=1}^8 \Gamma(\alpha_{i,j} M_i)} \prod_{j=1}^8 \pi(i, j)^{\alpha_{i,j} M_i + 1} \quad (2)$$

โดยที่ $\Gamma(x)$ เป็นค่าของฟังก์ชันแกมมา (Gamma Function) ซึ่งประเมิน ณ ระดับ

$x = M_i, \alpha_{i,1} M_i, \dots, \alpha_{i,8} M_i$ ค่า M_i และค่า $\alpha_{i,j}$ เป็นค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันซึ่งบรรจุข่าวสารข้อมูลซึ่งวิศวกรการเงินมี และเป็นส่วนที่นอกเหนือจากที่มีในตัวอย่างที่สุ่มได้ ทั้งนี้ ค่า $\alpha_{i,j}$ มีสมบัติ $\alpha_{i,j} > 0$ และ $\sum_{j=1}^8 \alpha_{i,j} = 1$ ส่วนค่าพารามิเตอร์ M_i ต้องเป็นบวกและเป็นจำนวนเต็ม (Integer) ผู้เขียนกำหนดให้ค่า $\alpha_{i,j}$ เป็นระดับความน่าจะเป็นที่วิศวกรการเงินได้รับเป็นข้อมูลในเบื้องต้นเกี่ยวกับความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ ที่ต้องการกำหนด ซึ่งในที่นี้ ผู้เขียนกำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ $\alpha_{i,j}$ เป็นระดับความน่าจะเป็นที่วิศวกรการเงินอ่านได้จาก TPM ที่ Standard and Poor's รายงานสำหรับตราสารหนี้ของโลก ส่วนค่าพารามิเตอร์ M_i ทำหน้าที่จัดสรรน้ำหนักความสำคัญของข่าวสารข้อมูลระหว่างข่าวสารข้อมูลที่มีในฟังก์ชัน Prior Distribution และที่มีในฟังก์ชัน Likelihood ในการระบุฟังก์ชัน Posterior Distribution หากค่า M_i มีขนาดเล็กเมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนตัวอย่าง $N_i = \sum_{j=1}^8 n(i, j)$ ที่สุ่มได้สำหรับตราสารที่มีอันดับเครดิต i ตอนต้นปี ฟังก์ชัน Posterior Distribution จะได้รับข่าวสารข้อมูลส่วนใหญ่จากฟังก์ชัน Likelihood และมีลักษณะคล้ายกับฟังก์ชัน Likelihood มากกว่า แต่หากค่า M_i มีขนาดใหญ่ ฟังก์ชัน Posterior Distribution จะได้รับข่าวสารข้อมูลส่วนใหญ่จากฟังก์ชัน Prior Distribution และมีลักษณะคล้ายกับฟังก์ชัน Prior Distribution มากกว่า หน้าที่การจัดสรรน้ำหนักของค่าพารามิเตอร์ M_i จะปรากฏชัดเจนเมื่อผู้เขียนสังเคราะห์ฟังก์ชัน Posterior Distribution ขึ้นแล้วเสร็จ

ฟังก์ชัน Likelihood

ฟังก์ชัน Likelihood รูป $L\{n(i, 1), \dots, n(i, 8) | \pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ เมื่อตัวอย่างที่สุ่มได้จำนวน $n(i, j)$ มีฟังก์ชันการแจกแจงชนิด Discrete Multinomial โดยที่ $\sum_{j=1}^8 n(i, j) = N_i$ สามารถเขียนได้ดังที่ปรากฏในสมการที่ (3)

$$L\{n(i, 1), \dots, n(i, 8) | \pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\} = \frac{N_i!}{\prod_{j=1}^8 n(i, j)!} \prod_{j=1}^8 \pi(i, j)^{n(i, j)} \quad (3)$$

ฟังก์ชัน Posterior Distribution

เมื่อผู้เขียนระบุฟังก์ชัน Prior Distribution ให้เป็น Conjugate Prior ตามสมการที่ (2) และกำหนดฟังก์ชันให้เป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet แล้ว การระบุฟังก์ชัน Posterior Distribution ในสมการที่ (1) ให้ฟังก์ชันการแจกแจงรวมรูป $f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8)\}$ ที่วิศวกรการเงินประสงค์จะกำหนด สามารถทำได้โดยตรงไปตรงมาตามที่ Carlin and Louis (2008) แนะนำ ซึ่งฟังก์ชัน Posterior Distribution ที่ได้เป็นผลลัพธ์จะเป็นฟังก์ชันชนิด Dirichlet ด้วย ดังที่ปรากฏในสมการที่ (4)

¹ ในกรณีที่ข่าวสารข้อมูลที่วิศวกรการเงินมีอยู่ชี้ว่า ค่า $\alpha_{i,j}$ สำหรับอันดับเครดิตตอนปลายปีบางอันดับมีค่าเป็นศูนย์ การวิเคราะห์จำเป็นต้องตัดอันดับเครดิตนั้นออกไปจากการวิเคราะห์ หรือวิศวกรการเงินต้องปรับปรุงข่าวสารข้อมูลใหม่ให้ค่า $\alpha_{i,j}$ ที่ใช้เป็นค่าบวกทุกค่า

$$f\{\pi(i, 1), \dots, \pi(i, 8) | n(i, 1), \dots, n(i, 8)\} = \frac{\Gamma(M_i + N_i)}{\prod_{j=1}^8 \Gamma(\alpha_{i,j} M_i + n(i,j))} \prod_{j=1}^8 \pi(i, j)^{\alpha_{i,j} M_i + n(i,j) + 1} \quad (4)$$

ค่าความน่าจะเป็นที่กำหนดได้โดยวิธีของ Bayes

เมื่อผู้เขียนระบุฟังก์ชัน Posterior Distribution ได้ตามสมการที่ (4) แล้ว ผู้เขียนสามารถคำนวณระดับความน่าจะเป็น $\pi(i, j)^*$ ของ TPM โดยกำหนดให้มีระดับเท่ากับค่าที่คาดของตัวแปรความน่าจะเป็น $\pi(i, j)$ ที่มีการแจกแจงร่วมตามสมการที่ (4) การคำนวณทำโดยใช้สูตรความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$\pi(i, j)^* = \frac{\alpha_{i,j} M_i + n(i,j)}{M_i + N_i} \quad (5)$$

จากสมการที่ (5) ผู้อ่านจะเห็นบทบาทของค่าพารามิเตอร์ M_i ในการจัดสรรน้ำหนักให้แก่ข่าวสารข้อมูลที่มีในฟังก์ชัน Prior Distribution และในฟังก์ชัน Posterior Distribution ได้ชัดเจน ตัวอย่างเช่น เมื่อค่า $M_i \downarrow 0$ มีขนาดเล็กมาก เมื่อเปรียบเทียบกับค่า $N_i \uparrow \infty$ ที่มีขนาดใหญ่มาก ความน่าจะเป็นที่กำหนดได้จะมีระดับเท่ากับ

$\pi(i, j)^* = \frac{n(i,j)}{N_i}$ ซึ่งเป็นค่าเดียวกันกับที่วิศวกรการเงินจะกำหนดได้โดยวิธี Cohort ที่อาศัยเฉพาะข่าวสารข้อมูลที่ได้รับเฉพาะจากกลุ่มตัวอย่างที่สุ่มได้ ในทางกลับกัน ในกรณีที่ค่า $M_i \uparrow \infty$ มีขนาดใหญ่มาก เมื่อเปรียบเทียบกับ

ค่า $N_i \downarrow 0$ ที่มีขนาดเล็กมากแล้ว ความน่าจะเป็นที่กำหนดได้จะมีระดับเท่ากับ $\pi(i, j)^* = \frac{\alpha_{i,j} M_i}{M_i} = \alpha_{i,j}$ ซึ่งคือค่าความน่าจะเป็นซึ่งวิศวกรการเงินระบุจากข่าวสารข้อมูลอื่นที่มีใช้ข่าวสารข้อมูลจากตัวอย่างที่สุ่มได้ เช่นในการศึกษานี้ ค่า $\alpha_{i,j}$ จะกำหนดให้เท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่อ่านได้จาก TPM ของ Standard and Poor's เป็นต้น

ประเด็นปัญหาในการกำหนด TPM

การกำหนด TPM จากการกำหนดค่าความน่าจะเป็น $\pi(i, j)^*$ โดยใช้สูตรตามสมการที่ (5) อาจเกิดปัญหาขึ้นอย่างน้อย 3 ประการคือ *ประการแรก* ในการระบุฟังก์ชัน Prior Distribution ในสมการที่ (2) แม้วิศวกรการเงินจะมีข้อมูลเบื้องต้น (Prior Information) เป็น TPM หนึ่ง เช่น TPM ของ Standard and Poor's เพื่อใช้กำหนดค่าพารามิเตอร์ $\alpha_{i,j}$ แต่ TPM ที่วิศวกรการเงินใช้เป็นข่าวสารข้อมูลเบื้องต้น กลับไม่ได้ให้ข่าวสารข้อมูลใดที่จะใช้สำหรับกำหนดค่าพารามิเตอร์ M_i ² *ประการที่สอง* TPM ที่ระบุจากความน่าจะเป็น $\pi(i, j)^*$ อาจขาดคุณสมบัติ Strict Ordering สำหรับความน่าจะเป็นที่ตราสารจะได้รับอันดับเครดิต Default ตอนปลายปี *ประการที่สาม* TPM ที่ระบุจากความน่าจะเป็น $\pi(i, j)^*$ อาจไม่เป็น Proper Markov Transition Matrix

การกำหนดค่าพารามิเตอร์ M_i เพื่อจัดสรรน้ำหนักให้ข่าวสารข้อมูล

ผู้เขียนประยุกต์ใช้ Empirical Bayes Estimation ในการกำหนดค่าพารามิเตอร์ M_i เพื่อจัดสรรน้ำหนักให้ข่าวสารข้อมูล และเมื่อการกำหนดค่าพารามิเตอร์บังคับให้ค่าพารามิเตอร์ M_i ที่ได้เป็นผลลัพธ์ต้องมีระดับที่สอดคล้องกับเงื่อนไข $\pi(i, 8)^* > \pi(s, 8)^*$ สำหรับเครดิต $i > s$ แล้ว ผู้เขียนจึงสามารถแก้ปัญหาประการแรกและประการที่สองที่ผู้เขียนได้ชี้ไว้ข้างต้นได้พร้อมกัน

² ค่าพารามิเตอร์ M_i ไม่ใช่จำนวนตัวอย่างที่สถาบันจัดอันดับเครดิตใช้สำหรับการคำนวณความน่าจะเป็นใน TPM ที่วิศวกรการเงินใช้เป็นข่าวสารข้อมูลเบื้องต้น

Carlin and Louis (2008) แนะนำว่าเมื่อวิศวกรรมการเงินมีข้อมูลเป็นตัวอย่างจำนวน $n(i, j)$ ตัวอย่างจากที่สุ่มได้จริง วิศวกรรมการเงินอาจใช้ฟังก์ชัน Marginal Likelihood ในกลุ่มสมการที่ (6) ต่อไปนี้สำหรับกำหนดค่าพารามิเตอร์ M_i ตามแนวทาง Empirical Bayes Estimation โดยที่ก่อนอื่น ในสมการที่ (6.1) ให้วิศวกรรมการเงินพิจารณาว่าจำนวนตัวอย่างซึ่งมีอันดับเครดิตที่เริ่มต้นด้วยอันดับ i ตอนต้นปีและสิ้นสุดที่อันดับ j ตอนปลายปี ที่คาดว่าจะสุ่มได้ตามชุดข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นมีจำนวนเท่ากับ $\beta_{i,j}M_i$ ตัวอย่าง ทั้งนี้ ค่าพารามิเตอร์ $\beta_{i,j}$ อาจพิจารณาได้ว่าเป็นระดับความน่าจะเป็นตามที่วิศวกรรมการเงินทราบจากข่าวสารข้อมูลเบื้องต้น ส่วนค่าพารามิเตอร์ M_i เป็นเลขจำนวนเต็มที่อาจพิจารณาได้ว่าเป็นจำนวนตัวอย่างทั้งหมดที่สุ่มขึ้นมาในตอนแรกสำหรับชุดข่าวสารข้อมูลเบื้องต้น ก่อนที่จะมีการสุ่มตัวอย่างจริงจำนวน N_i ตัวอย่างในเวลาต่อมา วิศวกรรมการเงินไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ M_i ว่าเป็นเท่าไรจึงประสงค์จะใช้สมการที่ (6.1) เพื่อกำหนดค่า

$$L\{n(i, j)|M_i, \beta_{i,j}\} = \frac{N_i!}{\prod_{j=1}^8 n(i,j)!} \frac{M_i}{N_i+M_i} \prod_{j=1}^8 \frac{n(i,j)+M_i\beta_{i,j}}{M_i\beta_{i,j}} \quad (6.1)$$

$$L\{M_i|\beta_{i,j} = \alpha_{i,j}\} = \frac{N_i!}{\prod_{j=1}^8 n(i,j)!} \frac{M_i}{N_i+M_i} \prod_{j=1}^8 \frac{n(i,j)+M_i\alpha_{i,j}}{M_i\alpha_{i,j}} \quad (6.2)$$

เนื่องจากวิศวกรรมการเงินมีข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นเกี่ยวกับระดับความน่าจะเป็นเพื่อระบุค่า $\alpha_{i,j}$ ให้ฟังก์ชัน Prior Distribution ครบถ้วนแล้ว ผู้เขียนจึงเสนอให้กำหนดค่าพารามิเตอร์ $\beta_{i,j}$ ของฟังก์ชัน Marginal Likelihood ตามสมการที่ (6.1) ให้เท่ากับค่า $\alpha_{i,j}$ ของฟังก์ชัน Prior Distribution

หลังจากที่กำหนดให้ค่าพารามิเตอร์ $\beta_{i,j} = \alpha_{i,j}$ สมการที่ (6.2) จึงระบุฟังก์ชัน Marginal Likelihood ว่าเป็นฟังก์ชันของค่าพารามิเตอร์ M_i และจากสมการที่ (6.2) นี้ วิศวกรรมการเงินสามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์ M_i ได้โดยตรงไปตรงมา โดยการเลือกค่า $M_i^* \geq 0$ และเป็นเลขจำนวนเต็มที่ทำให้ค่าของฟังก์ชัน Marginal Likelihood ในสมการที่ (6.2) อยู่ในระดับที่สูงที่สุด ค่า M_i^* ที่ได้เป็นผลลัพธ์นี้ถือว่าเป็นค่าที่มีความเหมาะสมมากที่สุด (Optimum) ภายใต้เงื่อนไขที่ค่าพารามิเตอร์ $\beta_{i,j} = \alpha_{i,j}$ และการสุ่มตัวอย่างได้ข้อมูลจริงสำหรับแต่ละอันดับเครดิตเท่ากับ $n(i, j)$ ตัวอย่าง

สุดท้าย เพื่อเป็นการประกันว่า TPM ที่กำหนดจากความน่าจะเป็น $\pi(i, j)^* = \frac{\alpha_{i,j}M_i^*+n(i,j)}{M_i^*+N_i}$ ที่คำนวณได้โดยอ้างอิงค่าพารามิเตอร์ M_i^* เป็น TPM ที่มีคุณสมบัติ Strict Ordering สำหรับความน่าจะเป็นที่ตราสารหนี้จะได้รับอันดับเครดิต Default ตอนปลายปี การกำหนดค่า M_i^* จะทำโดยใช้วิธี Constrained Optimization ที่ละชั้น (Sequential Constrained Optimization)³ โดยชั้นที่หนึ่งทำสำหรับอันดับเครดิตตอนต้นปีเท่ากับ $i = 1$ ซึ่งไม่มีการกำหนดเงื่อนไขเพิ่มเติมเป็นพิเศษ แต่เมื่อการศึกษากำหนดค่า M_1^* และ $\pi(1, j)^*$ ได้แล้ว ในชั้นที่สองและในชั้นถัดๆ ไป สำหรับอันดับเครดิตต้นปีเท่ากับ $i = 2, \dots, 7$ การศึกษาจะกำหนดเงื่อนไข (Constraint) เพิ่มเติมในการ

³ ผู้เขียนเพิ่มเงื่อนไขเฉพาะเงื่อนไขที่ประกันคุณสมบัติ Strict Ordering ของ TPM อย่างไรก็ตาม ในกรณีที่วิศวกรรมการเงินประสงค์จะให้ TPM มีคุณสมบัติ Strictly Diagonally Dominant วิศวกรรมการเงินสามารถเพิ่มเงื่อนไขให้ TPM มีคุณสมบัตินี้ได้โดยตรงไปตรงมา โดยให้ค่า M_i^* ที่กำหนดได้ต้องสอดคล้องกับความน่าจะเป็น $\pi(i, i)^* > \pi(i, j)^*$ สำหรับอันดับเครดิต $i \neq j$

ทำ Constrained Optimization ให้ค่า M_i^* สอดคล้องกับความน่าจะเป็น $\pi(i, 8)^* > \pi(s, 8)^*$ สำหรับเครดิต $i > s$

การทดสอบและปรับปรุง TPM ให้เป็น Proper Makov Transition Matrix

ในการกำหนด TPM โดยใช้วิธีของ Bayes ซึ่งผู้เขียนได้เสนอไปข้างต้นนั้น เนื่องจากข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นที่ผู้เขียนเสนอให้ใช้เป็น TPM สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่ Standard and Poor's รายงาน ซึ่ง TPM ของ Standard and Poor's รายงานมีความน่าจะเป็นของอันดับเครดิตบางคู่มีค่าศูนย์ ในขณะที่ตัวอย่างที่สุ่มได้ประกอบการกำหนด TPM ซึ่งผู้เขียนวางแผนจะใช้ เป็นอันดับเครดิตของตราสารหนี้ที่ทริสเรตติ้งทำการจัดอันดับ ซึ่งผู้เขียนพบว่าไม่มีตัวอย่างที่สุ่มได้สำหรับอันดับเครดิตบางคู่ เมื่อข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นและตัวอย่างที่จะใช้มีลักษณะเช่นนี้ TPM ที่กำหนดได้ตาม

$$\text{ความน่าจะเป็นระดับ } \pi(i < 8, j)^* = \frac{\alpha_{i,j}M_i^* + n(i,j)}{M_i^* + N_i}$$

บางค่าจากฟังก์ชัน Posterior Distribution จึงอาจมีค่าศูนย์ ด้วย Israel et al. (2001) พิสูจน์ว่า เมื่อความน่าจะเป็น $\pi(i < 8, j)^*$ บางค่าของ TPM มีค่าศูนย์ TPM ที่กำหนดได้จะไม่เป็น Proper Makov Transition Matrix

TPM มีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงินต้องเป็น Proper Makov Transition Matrix ดังนั้น เพื่อประกันว่า TPM ที่กำหนดได้เป็น Proper Makov Transition Matrix เมื่อผู้เขียนกำหนด TPM ได้จากความน่าจะเป็น $\pi(i, j)^* = \frac{\alpha_{i,j}M_i^* + n(i,j)}{M_i^* + N_i}$ แล้ว ผู้เขียนจะตรวจสอบว่า $\pi(i < 8, j)^*$ ใดมีค่าเป็นศูนย์ หากผู้เขียนพบ ผู้เขียน จะทำการปรับปรุง TPM ให้เป็น Proper Makov Transition Matrix ตามวิธีที่ Israel et al. (2001) แนะนำ

ขั้นตอนแรกของการปรับปรุงเป็นการแปลง TPM ที่กำหนดได้ให้เป็นเมทริกซ์ Generator ก่อน หากให้ P เป็นสัญลักษณ์ซึ่งแสดง TPM และให้ Q เป็นสัญลักษณ์ซึ่งแสดงเมทริกซ์ Generator ของ TPM $P = P(h)$ และ เมทริกซ์ Generator Q(h) สำหรับระยะเวลา h ที่ใช้ติดตามการเปลี่ยนแปลงของอันดับเครดิต ต้องมีความสัมพันธ์อย่างเป็นระบบตามกลุ่มสมการที่ (7)

$$P(h) = \text{Exp}\{hQ(h)\} \tag{7.1}$$

$$Q(h) = \frac{1}{h} \text{Ln}\{P(h)\} \tag{7.2}$$

โดยที่ $\text{Exp}(hQ) = \sum_k \frac{(hQ)^k}{k!}$ และ $\text{Ln}\{P\} = (P - I) - \frac{(P-I)^2}{2} + \frac{(P-I)^3}{3} - \frac{(P-I)^4}{4} + \dots$

ส่วน I เป็นเมทริกซ์ Identity ที่มีขนาดเดียวกับ TPM P

TPM P ที่เป็น Proper Makov Transition Matrix จะต้องให้เมทริกซ์ Generator Q(h) ที่เป็น Exact Generator ซึ่งมีคุณสมบัติ $q(i, j \neq i) \geq 0$ และ $q(i, i) = -\sum_{j \neq i} q(i, j)$ โดยที่ $q(i, j)$ เป็นสัญลักษณ์แสดงสมาชิกที่อยู่ตำแหน่งตามแถวตอนที่ i และแถวตั้งที่ j ของเมทริกซ์ Generator Q หาก TPM ไม่เป็น Proper Makov Transition Matrix เมทริกซ์ Generator ของ TPM นั้นย่อมไม่เป็น Exact Generator โดยเมทริกซ์จะมีสมาชิก $q(i, j \neq i)$ บางตัวมีค่าเป็นลบ

เมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} สามารถแปลงจาก TPM P_{Bayes} ซึ่งผู้เขียนคำนวณตามวิธีของ Bayes ได้โดยตรงไปตรงมาโดยใช้ความสัมพันธ์ที่เมทริกซ์ทั้งสองต้องมีระหว่างกันตามสมการที่ (7.2)

ในขั้นตอนที่สอง ผู้เขียนจะตรวจสอบค่า $q(i, j \neq i)$ ที่ได้เป็นผลลัพธ์ว่ามีค่าเป็นลบหรือไม่ ซึ่งหากผู้เขียนพบว่า $q(i, j \neq i)$ ค่าใดเป็นลบ ผู้เขียนจะสรุปว่า เมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} ไม่เป็น Exact Generator และ TPM P_{Bayes} ไม่เป็น Proper Markov Transition Matrix ผู้เขียนต้องทำการปรับเมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} ให้เป็น Exact Generator และ TPM P_{Bayes} ให้เป็น Proper Markov Transition Matrix ในขั้นตอนที่สาม แต่หากผู้เขียนตรวจสอบแล้วพบว่า เมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} เป็น Exact Generator และ TPM P_{Bayes} เป็น Proper Markov Transition Matrix ผู้เขียนจะรายงานค่า เมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} และ TPM P_{Bayes} ที่กำหนดได้ว่าเป็นเมทริกซ์ที่มีลักษณะสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน ตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้สำหรับการศึกษานี้

ในขั้นตอนที่สาม ผู้เขียนจะปรับเมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} ให้เป็น Exact Generator โดยใช้วิธีที่ Israel et al. (2001) เสนอ หนึ่ง ผู้เขียนระลึกถึงผลการศึกษานี้ของ Inamura (2006) ซึ่งเปรียบเทียบวิธีปรับเมทริกซ์ Generator ของ Israel et al. (2001) กับวิธีอื่นที่มีผู้เสนอในเวลาต่อมาให้เป็นทางเลือก และพบว่าเมทริกซ์ Q ที่ถูกปรับโดยวิธีของ Israel et al. มีความคลาดเคลื่อนจากเมทริกซ์ Q ที่แท้จริงมากกว่าเมทริกซ์ที่ถูกปรับด้วยวิธีอื่น อย่างไรก็ตาม ผู้เขียนยืนยันจะใช้วิธีของ Israel et al. เพื่อปรับให้เมทริกซ์ Q เป็น Exact Generator ด้วยเหตุผลอย่างน้อย 2 ประการคือ หนึ่ง วิธีของ Israel et al. เป็นวิธีที่เรียบง่ายที่สุด และวิศวกรการเงินสามารถนำไปใช้งานต่อไปได้เองโดยสะดวก และ สอง เมทริกซ์ Q ที่ถูกปรับโดยวิธีของ Israel et al. มีความคลาดเคลื่อนมากกว่าการปรับโดยใช้วิธีอื่นไม่มากนัก นอกจากนั้น Israel et al. (2001, น. 248) ยังชี้ว่า ความแตกต่างที่พบอาจไม่แตกตกรถึงระดับที่มีนัยสำคัญ

Israel et al. (2001) เสนอวิธีปรับเมทริกซ์ Q ไว้ 2 วิธีคือ วิธี Diagonal Adjustment และวิธี Weighted Adjustment ผู้เขียนเสนอใช้วิธี Diagonal Adjustment เพราะเป็นวิธีที่เรียบง่ายกว่า การปรับเมทริกซ์ Q โดยวิธี Diagonal Adjustment ทำโดยการกำหนดค่า $q(i, j)^{\text{DA}}$ ให้เป็นสมาชิกของเมทริกซ์ Q ที่ปรับแล้ว ดังนี้

$$q(i, j \neq i)^{\text{DA}} = \begin{cases} q(i, j \neq i) & \text{เมื่อ } q(i, j \neq i) \geq 0 \\ 0 & \text{เมื่อ } q(i, j \neq i) < 0 \end{cases} \quad (8.1)$$

$$q(i, j \neq i)^{\text{DA}} = -\sum_{j \neq i} q(i, j)^{\text{DA}} \quad (8.2)$$

เมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} ที่ผ่านการปรับจะเป็น Exact Generator และ TPM P_{Bayes} ที่คำนวณจากเมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} ที่ผ่านการปรับจะเป็น Proper Markov Transition Matrix ผู้เขียนจะรายงานค่าเมทริกซ์ Generator Q_{Bayes} และ TPM P_{Bayes} ที่กำหนดได้หลังการปรับ ว่าเป็นเมทริกซ์ที่มีคุณลักษณะสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน ตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้สำหรับการศึกษานี้

ข้อมูลที่ใช้

ในการกำหนด TPM ซึ่งเสนอสำหรับตลาดการเงินไทย ผู้เขียนใช้ตัวอย่างจากการจัดอันดับเครดิตตราสารหนี้ของทริสเรทตั้งแต่ปี 2537 ถึงปี 2553 จำนวนรวม 626 ตัวอย่าง เพราะตัวอย่างจากทริสเรทตั้งเป็นตัวอย่างที่มี

จำนวนที่ครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่าตัวอย่างของฟิรฟ์เรตติ้ง และตัวอย่างที่เกิดขึ้นยังครอบคลุมช่วงเวลาที่ยาวนานมากกว่าด้วย ข้อมูลตัวอย่างของฟิรฟ์เรตติ้งแสดงไว้ในตารางที่ 2

ตารางที่ 2
จำนวนตัวอย่างจากการจัดอันดับเครดิตตราสารหนี้ของฟิรฟ์เรตติ้ง
ตั้งแต่ปี 2537 ถึงปี 2553

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี								รวม
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default	
AAA	10	3	0	0	0	0	0	0	13
AA	1	65	5	0	0	0	0	1	72
A	0	9	248	7	0	0	0	1	265
BBB	0	0	18	226	6	2	0	8	260
BB	0	0	0	2	9	0	0	2	13
B	0	0	0	0	0	0	1	1	2
CCC/C	0	0	0	0	0	0	0	1	1
รวม									626

ผู้เขียนใช้ข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นเป็น TPM สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's ที่คำนวณจากตัวอย่างตั้งแต่ปี 2524 ถึงปี 2553 ด้วยเหตุผลที่การจัดตั้งฟิรฟ์เรตติ้งเป็นการจัดตั้งที่ได้รับการสนับสนุนด้านเทคนิคและวิธีการจัดอันดับเครดิตจาก Standard and Poor's ดังนั้น อันดับเครดิตและความน่าจะเป็นที่ได้เป็นผลลัพธ์จึงน่าจะมีลักษณะที่สอดคล้องกัน TPM สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's ที่ตัดมาจาก Standard and Poor's (2011) ได้แสดงไว้ในตารางที่ 3

ตารางที่ 3
TPM สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's
ที่คำนวณจากตัวอย่างตั้งแต่ปี 2524 ถึงปี 2553

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	90.8724%	8.3523%	0.5582%	0.0517%	0.0827%	0.0310%	0.0517%	0.0000%
AA	0.5942%	90.1491%	8.5166%	0.5525%	0.0625%	0.0834%	0.0208%	0.0208%
A	0.0420%	1.9948%	91.6430%	5.6378%	0.3990%	0.1785%	0.0210%	0.0840%
BBB	0.0107%	0.1391%	3.9602%	90.4956%	4.2599%	0.7064%	0.1605%	0.2676%
BB	0.0222%	0.0443%	0.1884%	5.7865%	83.9707%	8.0922%	0.8425%	1.0531%
B	0.0000%	0.0453%	0.1586%	0.2605%	6.2068%	82.9426%	5.0629%	5.3234%
CCC/C	0.0000%	0.0000%	0.2222%	0.3274%	0.9706%	15.2029%	51.2455%	32.0313%
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

ผลการศึกษาเชิงประจักษ์

การศึกษากำหนด TPM ตามวิธีของ Bayes โดยใช้ข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นเป็น TPM สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's ที่คำนวณจากตัวอย่างตั้งแต่ปี 2524 ถึงปี 2553 และประกอบกับตัวอย่างจากการจัดอันดับเครดิตตราสารหนี้ของฟิรฟ์เรตติ้งตั้งแต่ปี 2537 ถึงปี 2553 ผู้เขียนประสมข่าวสารข้อมูลโดยกำหนด

น้ำหนัก M_i^* ที่เหมาะสมด้วยวิธี Empirical Bayes Estimation และได้รายงานไว้ในตารางที่ 4 ส่วน TPM ที่ได้เป็นผลลัพธ์ตามฟังก์ชัน Posterior Distribution ได้รายงานในตารางที่ 5

ตารางที่ 4

น้ำหนักที่เหมาะสมซึ่งกำหนดโดยวิธี Empirical Bayes Estimation เพื่อใช้ประสมข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นเข้ากับข่าวสารข้อมูลจากตัวอย่างที่สุ่มได้

อันดับเครดิต ณ ต้นปี	น้ำหนัก M_i^*
AAA	22
AA	461,734,989
A	146
BBB	76
BB	15
B	35
CCC/C	643,219

ตารางที่ 5

TPM ที่กำหนดตามวิธีของ Bayes สำหรับตลาดการเงินไทย

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	85.6912%	13.8214%	0.3509%	0.0325%	0.0520%	0.0195%	0.0325%	0.0000%
AA	0.5942%	90.1491%	8.5166%	0.5525%	0.0625%	0.0834%	0.0208%	0.0208%
A	0.0149%	2.8984%	92.8951%	3.7059%	0.1417%	0.0634%	0.0075%	0.2731%
BBB	0.0024%	0.0315%	6.2529%	87.7311%	2.7493%	0.7550%	0.0363%	2.4415%
BB	0.0119%	0.0238%	0.1010%	10.2428%	77.1272%	4.3351%	0.4513%	7.7070%
B	0.0000%	0.0429%	0.1500%	0.2464%	5.8713%	78.4592%	7.4919%	7.7383%
CCC/C	0.0000%	0.0000%	0.2222%	0.3274%	0.9706%	15.2029%	51.2454%	32.0314%
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

ผู้เขียนพบว่า TPM ที่กำหนดได้และรายงานในตารางที่ 5 มีลักษณะที่พึงประสงค์ที่เหนือกว่า TPM ที่รายงานโดยทริสเรตติ้งและพีทซ์เรตติ้งในตารางที่ 1 หลายประการ เริ่มตั้งแต่ประการแรก TPM ในตารางที่ 4 มีค่าความน่าจะเป็นรายงานสำหรับอันดับเครดิตตอนต้นปี คู่กับอันดับเครดิตตอนปลายปีทุกคู่ ประการที่สอง ระดับความน่าจะเป็นที่พบเป็นระดับที่สมเหตุสมผลมากกว่า อาทิ ความน่าจะเป็นที่อันดับเครดิตจะเปลี่ยนจากระดับ CCC/C ไปเป็นอันดับ Default มีระดับเท่ากับ 32.0314% แทนที่จะเป็นระดับ 100% ตามที่ทริสเรตติ้งรายงาน และความน่าจะเป็นที่อันดับเครดิตจะดำรงอยู่ในระดับ AAA ดั้งเดิมมีระดับเท่ากับ 85.6912% แทนที่จะเป็นระดับ 100% ตามที่พีทซ์เรตติ้งรายงาน เป็นต้น ประการที่สาม TPM ที่กำหนดและรายงานไว้ในตารางที่ 4 มีคุณสมบัติ Strict Ordering และคุณสมบัติ Strictly Diagonally Dominant ซึ่งคุณสมบัติคู่นี้เป็นคุณสมบัติที่ไม่พบใน TPM ที่ทริสเรตติ้งและที่พีทซ์เรตติ้งรายงาน

ผู้เขียนตั้งข้อสังเกตว่า แม้ TPM ที่กำหนดได้จะมีคุณสมบัติที่พึงคาดหวังตามทฤษฎีการเงินจำนวนมากข้อขึ้น แต่ TPM ยังมีข้อบกพร่องสำคัญอยู่ที่ความน่าจะเป็นที่อันดับเครดิตจะเปลี่ยนแปลงไปสำหรับอันดับ AAA ไปสู่อันดับ Default อันดับ B ไปสู่อันดับ AAA และ อันดับ CCC/C ไปสู่อันดับ AAA และ AA มีค่าเป็นศูนย์ ซึ่งแสดงว่า TPM ที่คำนวณได้ไม่เป็น Proper Markov Transition Matrix การคำนวณเมทริกซ์ Generator สำหรับ TPM พบว่ามีค่าตามที่

ได้รายงานไว้ในตารางที่ 6 ซึ่งสมาชิก $q(i, j \neq i)$ บางตัวของเมทริกซ์ เช่น สมาชิกตัวที่ $q(1, 3)$ และ สมาชิกตัวที่ $q(6, 1)$ เป็นต้น มีค่าลบ ซึ่งชี้ว่าเมทริกซ์ Generator ไม่เป็น Exact Generator ด้วย

ตารางที่ 6
เมทริกซ์ Generator สำหรับ TPM ที่กำหนดได้ตามวิธีของ Bayes
สำหรับตลาดการเงินไทย

อันดับ ณ. ต้นปี	อันดับ ณ. สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	-0.154960	0.157388	-0.003415	-0.000032	0.000581	0.000099	0.000454	-0.000114
AA	0.006761	-0.105718	0.093049	0.004248	0.000573	0.000903	0.000240	-0.000055
A	0.000059	0.031723	-0.076555	0.040983	0.000954	0.000515	0.000061	0.002261
BBB	0.000024	-0.000771	0.069439	-0.134326	0.033125	0.008218	-0.000075	0.024366
BB	0.000144	0.000315	-0.003249	0.124788	-0.263991	0.055017	0.003659	0.083317
B	-0.000007	0.000478	0.001667	-0.001876	0.075492	-0.256994	0.118277	0.062964
CCC/C	0.000000	-0.000113	0.002832	0.004244	0.005620	0.240124	-0.684953	0.432247
Default	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

เมื่อผู้เขียนพบว่า เมทริกซ์ Generator ที่กำหนดได้ไม่เป็น Exact Generator และ TPM ที่กำหนดได้ไม่เป็น Proper Markov Transition Matrix ผู้เขียนจึงปรับเมทริกซ์ Generator ให้เป็น Exact Generator โดยใช้วิธี Diagonal Adjustment ตามที่ Israel et al. (2001) แนะนำ เมทริกซ์ Generator ที่ปรับให้เป็น Exact Generator แล้ว สำหรับประเทศไทยได้รายงานไว้ในตารางที่ 7 ส่วน TPM ที่สอดคล้องกับเมทริกซ์ Generator ที่ปรับให้เป็น Exact Generator แล้วได้คำนวณไว้และรายงานในตารางที่ 8

ตารางที่ 7
เมทริกซ์ Generator ที่ปรับให้เป็น Exact Generator แล้ว
สำหรับตลาดการเงินไทย

อันดับ ณ. ต้นปี	อันดับ ณ. สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	-0.156721	0.155600	0.000000	0.000000	0.000574	0.000098	0.000449	0.000000
AA	0.006759	-0.105746	0.093024	0.004247	0.000573	0.000902	0.000240	0.000000
A	0.000059	0.031723	-0.076555	0.040983	0.000954	0.000515	0.000061	0.002261
BBB	0.000024	0.000000	0.069221	-0.134748	0.033021	0.008192	0.000000	0.024290
BB	0.000143	0.000313	0.000000	0.124025	-0.265605	0.054681	0.003637	0.082807
B	0.000000	0.000476	0.001661	0.000000	0.075216	-0.257932	0.117845	0.062734
CCC/C	0.000000	0.000000	0.002832	0.004243	0.005620	0.240104	-0.685010	0.432211
Default	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

จากตารางที่ 7 ผู้เขียนได้ตรวจสอบเมทริกซ์ Generator อีกครั้งหนึ่งเพื่อให้มั่นใจว่าเมทริกซ์เป็น Exact Generator พบว่า สมาชิก $q(i, j \neq i)$ ทุกตัวมีสมบัติ $q(i, j \neq i) \geq 0$ และสมาชิก $q(i, i)$ ทุกตัวมีสมบัติ $q(i, i) = -\sum_{j \neq i} q(i, j)$ สมบัติที่พบเป็นสมบัติที่ประกันว่า เมทริกซ์ Generator เป็น Exact Generator จริง

ตารางที่ 8
TPM ที่มีคุณลักษณะสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน
ซึ่งได้กำหนดสำหรับตลาดการเงินไทย

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	85.5400%	13.6570%	0.6477%	0.0410%	0.0516%	0.0193%	0.0321%	0.0113%
AA	0.5935%	90.1462%	8.5154%	0.5523%	0.0624%	0.0833%	0.0208%	0.0260%
A	0.0149%	2.8998%	92.8949%	3.7051%	0.1414%	0.0633%	0.0076%	0.2730%
BBB	0.0026%	0.0997%	6.2398%	87.6931%	2.7378%	0.7523%	0.0411%	2.4336%
BB	0.0118%	0.0321%	0.3726%	10.1796%	77.0000%	4.3030%	0.4477%	7.6533%
B	0.0006%	0.0434%	0.1650%	0.3977%	5.8448%	78.3813%	7.4604%	7.7069%
CCC/C	0.0001%	0.0079%	0.2242%	0.3428%	0.9676%	15.1932%	51.2391%	32.0250%
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

ผู้เขียนได้ตรวจสอบ TPM ในตารางที่ 8 ซึ่งคำนวณจากเมทริกซ์ Generator ที่เป็น Exact Generator ในตารางที่ 7 หาก TPM ในตารางที่ 8 เป็น Proper Markov Transition Matrix แล้ว สมาชิกทุกตัวของ TPM สำหรับอันดับเครดิตต้นปีตั้งแต่ AAA ถึง CCC/C ต้องมีค่าเป็นบวก ผู้เขียนพบว่า สมาชิกทุกตัวของ TPM สำหรับอันดับเครดิตต้นปีตั้งแต่ AAA ถึง CCC/C มีค่าเป็นบวกตามที่คาดห้วงจาก Proper Markov Transition Matrix จริง นอกจากนี้ TPM ในตารางที่ 8 ยังดำรงสมบัติที่พึงประสงค์ข้ออื่นที่พบในตอนต้นได้ครบถ้วน เริ่มตั้งแต่ TPM มีความน่าจะเป็นรายงานสำหรับอันดับเครดิตตอนต้นปี คู่กับอันดับเครดิตตอนปลายปี ทุกคู่ ระดับความน่าจะเป็นที่พบเป็นระดับความน่าจะเป็นที่สมเหตุสมผลมากกว่า และ TPM มีคุณสมบัติ Strict Ordering และคุณสมบัติ Strictly Diagonally Dominant เมื่อ TPM ที่ผู้เขียนกำหนดได้ มีคุณสมบัติเช่นนี้ ผู้เขียนจึงสรุปว่า TPM ในตารางที่ 8 เป็น TPM ที่มีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน วิศวกรการเงินจึงสามารถนำเมทริกซ์ไปประยุกต์ใช้เพื่อกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ด้านเครดิต และใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงในตัวแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตในตลาดการเงินของประเทศไทยได้

สรุป

เมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตเป็นข้อมูลสำคัญที่วิศวกรการเงินใช้ประกอบการกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้เอกชนและอนุพันธ์ด้านเครดิต และใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงหลักของตัวแบบจำลองบางกลุ่มเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตของสถาบันการเงิน ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้เขียนเสนอวิธีการกำหนดเมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตสำหรับตราสารหนี้ไทยโดยอ้างอิงวิธีของ Bayes การกำหนดใช้ข่าวสารข้อมูลเบื้องต้นจากเมทริกซ์สำหรับตราสารหนี้ของโลกที่รายงานโดย Standard and Poor's ประกอบกับข้อมูลจริงที่เกิดขึ้นสำหรับตราสารหนี้ไทยที่รายงานโดยทริสเรตติ้ง ในขั้นตอนสุดท้าย เมทริกซ์ที่ได้เป็นผลลัพธ์ได้รับการทดสอบและปรับปรุงให้มีคุณสมบัติที่ “เหมาะสม” เมทริกซ์ที่ได้เป็นผลลัพธ์ถือเป็นเมทริกซ์ความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงอันดับเครดิตเมทริกซ์แรกของประเทศไทยซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน กล่าวคือ เมทริกซ์เป็น Proper Markov Transition Matrix และพร้อมกันนั้นเมทริกซ์ยังมีคู่เป็นเมทริกซ์ Generator ที่เป็น Exact Generator ด้วย เมทริกซ์ยังมีสมบัติที่พึงประสงค์ข้ออื่น เริ่มตั้งแต่เมทริกซ์มีค่าความน่าจะเป็นที่รายงานสำหรับอันดับเครดิตตอนต้นปี คู่กับอันดับเครดิตตอนปลายปี ทุกคู่ ระดับความน่าจะเป็นของเมทริกซ์ที่พบเป็นระดับความน่าจะเป็นที่สมเหตุสมผล และ เมทริกซ์มีคุณสมบัติ Strict Ordering และคุณสมบัติ Strictly Diagonally Dominant เมื่อเมทริกซ์มีคุณสมบัติสอดคล้องเต็มที่กับทฤษฎีการเงิน วิศวกรการเงินจึงสามารถนำเมทริกซ์

ริกซ์ไปประยุกต์ใช้เพื่อกำหนดราคาและบริหารความเสี่ยงให้ตราสารหนี้และอนุพันธ์ด้านเครดิต และใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงในตัวแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงด้านเครดิตของกลุ่มสินทรัพย์ด้านเครดิตในตลาดการเงินของประเทศไทยได้

ภาคผนวก การปรับเมทริกซ์ Generator ให้เป็น Exact Generator โดยวิธี Weighted Adjustment

Israel et al. (2001) เสนอวิธี Weighted Adjustment เป็นวิธีทางเลือกเพื่อปรับเมทริกซ์ Q ให้เป็น Exact Generator วิธี Weighted Adjustment มีความซับซ้อนน้อยกว่าวิธี Diagonal Adjustment เล็กน้อย การศึกษาของ Inamura (2006) รายงานว่าวิธี Weighted Adjustment ให้เมทริกซ์ Generator ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า แต่ความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าเป็นความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าอย่างไม่มีนัยสำคัญ

การปรับเมทริกซ์ Q โดยวิธี Weighted Adjustment ทำโดยการกำหนดค่า $q(i, j)^{WA}$ ให้เป็นสมาชิกของเมทริกซ์ Q ที่ปรับแล้ว ดังนี้

$$q(i, j)^* = \begin{cases} 0 & \text{เมื่อ } j \neq i \text{ และ } q(i, j) < 0 \\ q(i, j) & \text{สำหรับกรณีอื่นที่เหลือ} \end{cases} \quad (9.1)$$

$$q(i, j)^{WA} = q(i, j)^* - |q(i, j)^*| \frac{\sum_{s=1}^8 q(i, s)^*}{\sum_{s=1}^8 |q(i, s)^*|} \quad (9.2)$$

เพื่อเป็นการยืนยันว่าการเลือกวิธีที่ใช้ปรับเมทริกซ์ Q ไม่มีผลกระทบต่อผลลัพธ์อย่างมีนัยสำคัญ ผู้เขียนจึงปรับเมทริกซ์ Q โดยวิธี Weighted Adjustment และคำนวณ TPM ที่เป็นคู่เมทริกซ์ของเมทริกซ์ Q นั้น ผลลัพธ์ที่ได้สำหรับเมทริกซ์ Q และ TPM รายงานไว้ในตารางที่ 9 และ 10 ตามลำดับ

ตารางที่ 9

เมทริกซ์ Generator ที่ปรับให้เป็น Exact Generator แล้ว โดยวิธี Weighted Adjustment

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	-0.158522	0.157388	0.000000	0.000000	0.000581	0.000099	0.000454	0.000000
AA	0.006761	-0.105773	0.093049	0.004248	0.000573	0.000903	0.000240	0.000000
A	0.000059	0.031723	-0.076555	0.040983	0.000954	0.000515	0.000061	0.002261
BBB	0.000024	0.000000	0.069439	-0.135172	0.033125	0.008218	0.000000	0.024366
BB	0.000144	0.000315	0.000000	0.124788	-0.267240	0.055017	0.003659	0.083317
B	0.000000	0.000478	0.001667	0.000000	0.075492	-0.258878	0.118277	0.062964
CCC/C	0.000000	0.000000	0.002832	0.004244	0.005620	0.240124	-0.685066	0.432247
Default	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

ตารางที่ 10
TPM ซึ่งเป็นเมทริกซ์คู่กับเมทริกซ์ Generator
ตามที่ได้รับการปรับโดยวิธี Weighted Adjustment

อันดับ ณ ต้นปี	อันดับ ณ สิ้นปี							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	85.3866%	13.8015%	0.6549%	0.0415%	0.0521%	0.0196%	0.0324%	0.0114%
AA	0.5931%	90.1443%	8.5175%	0.5524%	0.0625%	0.0833%	0.0209%	0.0261%
A	0.0149%	2.8997%	92.8953%	3.7044%	0.1415%	0.0634%	0.0076%	0.2732%
BBB	0.0026%	0.1000%	6.2582%	87.6578%	2.7438%	0.7546%	0.0414%	2.4416%
BB	0.0119%	0.0323%	0.3758%	10.2320%	76.8774%	4.3242%	0.4509%	7.6956%
B	0.0006%	0.0436%	0.1656%	0.4011%	5.8588%	78.3127%	7.4840%	7.7337%
CCC/C	0.0001%	0.0079%	0.2243%	0.3432%	0.9691%	15.1868%	51.2391%	32.0295%
Default	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	0.0000%	100.0000%

เอกสารอ้างอิง

- Carlin, B., and T. Louis, 2008, **Bayesian Methods for Data Analysis**, 3rd ed., Chapman and Hall, London.
- Inamura, Y., 2006, Estimating continuous time transition matrices from discretely observed data, Bank of Japan Working Paper No. 06-E-07-April 2006, Tokyo.
- Israel, R., J. Rosenthal, and J. Wei, 2001, Finding generator for Markov chains via empirical transition matrices, with applications to credit ratings, **Mathematical Finance** 11, 245-265.
- Jarrow, R., D. Lando, and S. Turnbull, 1997, A Markov model for the term structure of credit risk spreads, **Review of Financial Studies** 10, 481-523.
- Kiefer, N., 2009, Default estimation for low-default portfolio, **Journal of Empirical Finance** 16, 164-173.
- Lando, D., and T. Skodeberg, 2002, Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations, **Journal of Banking and Finance** 26, 423-444.
- Standard and Poor's, 2011, **Default, Transition, and Recovery: 2010 Annual Global Corporate Default Study and Rating Transitions**, Standard and Poor's, New York.



ประวัติผู้เขียน

ศาสตราจารย์ ดร.อัญญา ชันธวิทย์

กิตติยาจารย์แห่งมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ดร.อัญญา ชันธวิทย์ ได้รับพระบรมราชโองการโปรดเกล้าฯ ให้ดำรงตำแหน่ง ศาสตราจารย์ในสาขาวิชาการเงินและการธนาคาร เมื่อปี พ.ศ. ๒๕๔๒ ปัจจุบันดำรงตำแหน่งศาสตราจารย์ในสาขาวิชาการเงินและการธนาคาร ระดับ ๑๑ สังกัดคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ นับเป็นอาจารย์คนแรกของคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ที่ดำรงตำแหน่งข้าราชการระดับ ๑๑ ซึ่งเป็นระดับสูงที่สุดในทางราชการ ดำรงตำแหน่งศาสตราจารย์ ระดับ ๑๑ ในสาขาวิชาการเงินและการธนาคารเป็นคนแรกของประเทศไทย ปัจจุบันดำรงตำแหน่งข้าราชการระดับ ๑๑ คนเดียวของมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ทั้งยังได้รับการแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่ง ศาสตรเมธอาจารย์ เป็นคนแรกของมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ด้วย

ศาสตราจารย์ ดร.อัญญา ชันธวิทย์ ได้ปฏิบัติหน้าที่ครูและนักวิชาการที่ดี ทั้งได้อุทิศตนให้แก่ทางราชการและสังคมอย่างเต็มความสามารถตลอดมา มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์จึงพิจารณาประกาศยกย่อง ศาสตราจารย์ ดร.อัญญา ชันธวิทย์ ไว้ในฐานะ กิตติยาจารย์แห่งมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ อีกตำแหน่งหนึ่ง

ศาสตราจารย์ ดร.อัญญา ชันธวิทย์ สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีจาก มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ด้านการบัญชี และระดับปริญญาเอกจาก New York University ด้านการเงินและการบริหารธุรกิจระหว่างประเทศ มีความสนใจและเชี่ยวชาญด้านวิศวกรรมการเงิน การออกแบบกลยุทธ์การลงทุน การบริหารความเสี่ยงด้านการเงิน การบริหารความเสี่ยงเชิงบูรณาการ และการบริหารงานเพื่อสร้างมูลค่าเชิงเศรษฐศาสตร์ให้กิจการ มีผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ในวารสารทางวิชาการระดับนานาชาติ แต่งตำราที่ได้รับรางวัลซึ่งใช้ประกอบการเรียนการสอนในสถาบันอุดมศึกษาทั่วประเทศ ทั้งยังบำเพ็ญประโยชน์ด้านวิชาการแก่สังคมในระดับชาติและระดับนานาชาติอย่างต่อเนื่อง

ศาสตราจารย์ ดร.อัญญา ชันธวิทย์ ได้รับการยกย่องจากสถาบันการศึกษาในฐานะศิษย์เก่าที่ได้ประกอบคุณงามความดีแก่ประเทศชาติ โดยในวันที่ ๒๗ มิถุนายน พ.ศ. ๒๕๔๗ ได้รับยกย่องในโอกาสวันสถาปนามหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ครบรอบ ๗๐ ปี ให้เป็น ศิษย์เก่าดีเด่นผู้นำชื่อเสียงมาสู่มหาวิทยาลัย และในวันที่ ๒๕ มิถุนายน พ.ศ. ๒๕๕๔ ได้รับยกย่องให้เป็น ศิษย์เก่าดีเด่นของโรงเรียนสวนกุหลาบวิทยาลัย ในวาระ “ดีกยาว” ก่อสร้างมาครบ ๑๐๐ ปี