

การเพิ่มระดับความหลากหลายของระบบผู้แนะนำด้วยวิธีการจับคู่แบบหลายเกณฑ์

Increasing Recommendation Diversity using a Multi-Criteria Matching Approach

พิทยา พุ่มพวง, วิเชียร เปรมชัยสวัสดิ์

บัณฑิตวิทยาลัย สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม

นุชรี เปรมชัยสวัสดิ์

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต

E-mail: p_pitaya@yahoo.com

บทคัดย่อ

ระบบผู้แนะนำ (recommender systems) มีบทบาทในการช่วยเหลือผู้ใช้ในการค้นหาไอเทมที่ตรงกับความสนใจของผู้ใช้จากกลุ่มไอเทมที่มีอยู่จำนวนมาก การพัฒนาวิธีการแนะนำโดยส่วนใหญ่จะให้ความสำคัญต่อการปรับปรุงคุณภาพด้านความถูกต้องของการแนะนำ อย่างไรก็ตามคุณภาพด้านความหลากหลายของการแนะนำก็เป็นสิ่งสำคัญเช่นกัน งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการแนะนำแบบจับคู่หลายเกณฑ์ (multi-criteria matching) เพื่อปรับปรุงคุณภาพด้านความหลากหลายของการแนะนำ โดยใช้ข้อมูลจริงที่มีการใช้งานอย่างแพร่หลายในการทดลอง เพื่อแสดงให้เห็นวิธีการเพิ่มคุณภาพด้านความหลากหลาย จากผลการทดลองสรุปได้ว่า วิธีการที่นำเสนอสามารถเพิ่มคุณภาพด้านความหลากหลายในการแนะนำไอเทมที่ตรงกับความสนใจของผู้ใช้ได้ ในขณะที่การสูญเสียคุณภาพด้านความถูกต้องยังอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการแนะนำมาตรฐานทั่วไป

คำสำคัญ: ระบบผู้แนะนำ, ความหลากหลาย, ความคล้ายคลึงกัน, หลายเกณฑ์

Abstract

More often than not, “recommender systems” intend to help users find the relevant items from a big set of options available in several online applications. Generally, majority of prevalent recommendation techniques have concentrated on improving recommendation accuracy; nevertheless, diversity of recommendations also has been increasingly considered as a crucial part of recommendation quality. This paper proposes a multi-criteria matching approach to make best use of aggregate recommendation diversity derived from matching computations. The proposed approach uses real life product rating datasets in order to illustrate significant improvements in terms of diversity. Finally, the proposed approach improves the quality of recommending the right items to users through a less accuracy reduction process in comparison with other existing recommendation approaches.

Keywords: Recommender Systems, Diversity, Similarity, Multi-Criteria

บทนำ

ระบบผู้แนะนำได้กลายมาเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการดำเนินธุรกิจร้านค้าแบบ Online ในปัจจุบัน ซึ่งไม่เพียงแต่จะช่วยลูกค้าในการคัดกรองสิ่งที่มีลักษณะตรงกับความต้องการของลูกค้าได้เท่านั้น แต่ยังเอื้อประโยชน์ต่อเจ้าของกิจการในการเพิ่มยอดขาย อันเป็นผลจากความสามารถในการให้บริการแนะนำสินค้าได้ตรงกับความต้องการของลูกค้า ซึ่งนอกจากจะช่วยลูกค้าในการตัดสินใจซื้อได้ง่ายขึ้นแล้ว ยังเป็นการรักษาลูกค้าให้กลับมาใช้บริการของร้านอยู่เรื่อยๆ อีกด้วย

ปัจจุบันถึงแม้ว่าจะมีการพัฒนาวิธีการแนะนำใหม่ๆ เกิดขึ้นอย่างมากมาย แต่ส่วนใหญ่จะมุ่งเน้นที่การเพิ่มคุณภาพของการแนะนำด้านความถูกต้อง (Precision) เพียงอย่างเดียว งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอวิธีการเพิ่มคุณภาพด้านความหลากหลาย (diversity) ให้แก่ระบบผู้แนะนำด้วยวิธีการจับคู่หลายเกณฑ์ ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบความคล้ายคลึงกันระหว่างลูกค้ากับสินค้าโดยตรง โดยพิจารณาจากข้อมูลที่ใช้อธิบายลักษณะต่างๆ ที่มีความสอดคล้องกันระหว่างลูกค้า (ต่อไปในบทความนี้จะขอเรียกว่า ผู้ใช้) และสินค้า (ต่อไปในบทความนี้จะเรียกว่า ไอเทม) ซึ่งจะช่วยให้เกิดความหลากหลายในการแนะนำสินค้าได้มากขึ้น

ระบบผู้แนะนำ

ระบบผู้แนะนำเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ทำหน้าที่ช่วยคัดกรองไอเทมที่ตรงกับความต้องการของผู้ใช้ (ลูกค้า) จากไอเทมที่มีอยู่เป็นจำนวนมาก ไอเทมในความหมายของระบบผู้แนะนำนี้จะหมายถึงสิ่งที่ต้องการจะแนะนำ เช่น หนังสือ, ภาพยนตร์, บริการ, ข้อมูลข่าวสาร เป็นต้น โดยทั่วไประบบผู้แนะนำแบบดั้งเดิม (classical recommender system) จะทำงานได้ต้องอาศัยข้อมูลที่สำคัญสองส่วน คือ ข้อมูลอธิบายความชอบโดยรวม (overall) ของผู้ใช้ที่มีต่อไอเทม และข้อมูลอธิบายลักษณะของไอเทม ความชอบของผู้ใช้จะถูกอธิบายด้วยคะแนนที่เป็นตัวเลข (rating score) ที่มีค่าอยู่ในช่วงที่แน่นอน เช่น 1 หมายถึง พึงพอใจน้อยที่สุด และ 5 หมายถึง พึงพอใจมากที่สุด เป็นต้น ระบบผู้แนะนำที่ให้ความสำคัญกับข้อมูลความชอบโดยรวมของผู้ใช้ที่มีต่อ

ไอเทมเพียงอย่างเดียวนี้จะถูกเรียกว่าระบบผู้แนะนำแบบเกณฑ์เดียว (single criteria)

โดยทั่วไปวิธีการพื้นฐานที่นิยมใช้กันอย่างกว้างขวางในระบบผู้แนะนำแบบดั้งเดิม จำแนกได้เป็นสองวิธีคือ Content-based และ Collaborative Filtering วิธีแนะนำแบบ Content-based จะประเมินค่าความคล้ายคลึงกันระหว่างไอเทมที่จะถูกแนะนำให้กับผู้ใช้กับไอเทมที่ผู้ใช้คุ้นเคยและชอบในอดีต โดยพิจารณาเนื้อหาหรือข้อมูลที่อธิบายลักษณะของไอเทมนั้นๆ และเลือกที่จะแนะนำไอเทมที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับไอเทมที่ผู้ใช้คุ้นเคยและชอบมากในอดีต ส่วนวิธีแนะนำแบบ Collaborative Filtering จะประเมินค่าความคล้ายคลึงกันระหว่างผู้ใช้ปัจจุบัน (active user) กับผู้ใช้อื่นๆ (neighbors) ในระบบ และเลือกที่จะแนะนำไอเทมที่ได้รับคะแนนความพึงพอใจ (rating) จากผู้ใช้อื่นๆ ที่มีลักษณะคล้ายกับผู้ใช้ปัจจุบันมากที่สุด นอกจากสองวิธีที่กล่าวมาแล้ว ยังมีอีกหลายวิธีที่ถูกพัฒนาขึ้น เช่น Demographic based (Pazzani, 1999) และ Knowledge based (Burke, 2002) เป็นต้น

วิธีการแนะนำแบบพื้นฐานต่างๆ ที่กล่าวมาแล้วนั้น มีทั้งข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน นักวิจัยบางท่านได้นำเอาเทคนิควิธีการแนะนำแบบพื้นฐานต่างๆ มาผสมผสานกัน เพื่อปรับปรุงคุณภาพของการแนะนำให้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยพยายามรักษาข้อดีและกำจัดข้อเสียบางอย่างของวิธีการที่นำมาผสมผสานกันนี้ให้ได้มากที่สุด วิธีการแนะนำในลักษณะนี้ถูกเรียกว่าวิธีการผสมผสาน (Hybrid approach) ดังที่ได้มีการศึกษาเชิงสำรวจและอธิบายไว้อย่างมากในบทความของ Burke (2002, 2007)

นอกจากวิธีผสมผสานแล้ว นักวิจัยบางท่าน (Adomavicius and Tuzhilin 2005) ยังให้ความสนใจวิธีการแนะนำที่พิจารณาถึงความชอบโดยรวมของผู้ใช้จากความชอบที่มีต่อลักษณะต่างๆ ของไอเทมมากกว่าหนึ่งลักษณะ แทนที่จะพิจารณาเพียงลักษณะความชอบโดยรวมเพียงอย่างเดียว วิธีการดังกล่าวนี้ถูกเรียกว่าวิธีการแนะนำแบบหลายเกณฑ์ (Multi-Criteria Approach) ข้อดีของวิธีการนี้ก็คือ เมื่อระบบมีข้อมูลที่จะสามารถวิเคราะห์และทำความเข้าใจลักษณะ

ความชอบของผู้ใช้ได้มากขึ้น จะส่งผลให้สามารถแนะนำสิ่งที่ตรงกับความต้องการของผู้ใช้มากยิ่งขึ้น แต่ก็มีข้อเสียอยู่บ้างคือ ระบบจะต้องรวบรวมข้อมูลตอบกลับจากผู้ใช้เพื่อนำมาทำการวิเคราะห์มากขึ้น ซึ่งถือเป็นค่าใช้จ่ายในการรวบรวมและการประมวลผลข้อมูลที่จะต้องพิจารณาด้วยเช่นกัน อย่างไรก็ตามผู้วิจัยเชื่อว่าการพิจารณาความชอบของผู้ใช้ที่มีต่อลักษณะต่างๆ ของไอเทมมากกว่าหนึ่งลักษณะนี้ จะสามารถเพิ่มคุณภาพให้กับระบบผู้แนะนำในด้านความหลากหลายได้

แนวคิดการเพิ่มคุณภาพด้านความหลากหลาย

ผู้วิจัยเชื่อว่าสาเหตุหนึ่งที่ทำให้ระบบผู้แนะนำด้อยคุณภาพด้านความหลากหลายนั้น เป็นผลมาจากการที่ระบบไม่สามารถเปรียบเทียบคุณลักษณะต่างๆ ระหว่างสิ่งที่มีอยู่ในระบบได้อย่างทั่วถึง การเปรียบเทียบในระบบผู้แนะนำโดยทั่วไปจะเปรียบเทียบระหว่างสิ่งที่อยู่ในคลาสเดียวกัน เช่น การเปรียบเทียบระหว่างผู้ใช้อกับผู้ใช้(User-based CF) หรือระหว่างไอเทมกับไอเทม(Item-based CF) เป็นต้น การเปรียบเทียบเฉพาะสิ่งที่อยู่ในคลาสเดียวกันนี้อาจไม่เพียงพอที่จะทำให้เกิดความหลากหลายขึ้นในการแนะนำ ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเสนอวิธีการจับคู่เปรียบเทียบระหว่างผู้ใช้อกับไอเทมโดยตรงเพื่อให้เกิดการเชื่อมโยงสิ่งต่างๆ ในระบบอย่างทั่วถึงมากยิ่งขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้คุณภาพด้านความหลากหลายของระบบผู้แนะนำเพิ่มขึ้นด้วย

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

มีนักวิจัยหลายท่าน (Adomavicius and Kwon 2008, Bradley and Smyth 2001, Brynjolfsson et al. 2007, Fleder and Hosanagar 2009, Zhang and Hurley 2008, Ziegler et al. 2005) ได้ศึกษาและให้ความสำคัญกับการประเมินคุณภาพด้านความหลากหลาย (diversity) ของระบบผู้แนะนำและให้ความเห็นว่ระบบผู้แนะนำควรที่จะสามารถแนะนำสิ่งที่มีคุณลักษณะหลากหลาย ให้กับผู้ใช้ได้ แทนที่จะแนะนำแต่สิ่งที่ผู้ใช้มีความคุ้นเคยอยู่แล้วซึ่งจะเป็นการจำกัดผู้ใช้ให้บริโภคแต่สิ่งที่มีลักษณะเดิมๆ อยู่เรื่อยๆ ด้วยเหตุนี้ นักวิจัยหลายท่าน (Bradley and Smyth 2001, Zhang and Hurley

2008, Ziegler et al. 2005) จึงพยายามพัฒนาวิธีการแนะนำให้มีคุณภาพด้านความหลากหลายมากขึ้น ในบทความของ Adomavicius and Kwon (2009) ได้ให้ความสำคัญในการจัดลำดับของไอเทมในการเพิ่มคุณภาพด้านความหลากหลาย และได้เสนอวิธีการที่เรียกว่า Item Re-Ranking ไว้หลายวิธี นอกจากนี้ยังได้กำหนดวิธีวัดค่าความหลากหลายของระบบผู้แนะนำที่สร้างรายการแนะนำแบบ Top-N ไว้ด้วย โดยพิจารณาจากจำนวนไอเทมที่ไม่ซ้ำกันทั้งหมด(distinct items) ที่ระบบแนะนำให้กับผู้ใช้ต่างๆ ดังแสดงในสมการที่ 1

$$diversity - in - top - N = \left| \bigcup_{u \in U} L_N(u) \right| \quad (1)$$

โดยที่ U แทนกลุ่มของผู้ใช้ที่ได้รับการแนะนำ, $L_N(u)$ แทนรายการไอเทมที่แนะนำให้กับผู้ใช้แต่ละคนในกลุ่มผู้ใช้ U, และ N หมายถึงจำนวนไอเทมที่เหมาะสมที่กำหนดให้แนะนำให้ผู้ใช้อแต่ละคนในกลุ่มผู้ใช้ U

คุณภาพด้านความหลากหลาย เปรียบเทียบกับความถูกต้องของงานวิจัยนี้ จะถูกประเมินโดยจะอ้างอิงจากสูตรการประเมินความหลากหลาย และสูตรการประเมินความถูกต้องจากบทความของ Adomavicius and Kwon (2009) ดังแสดงในสมการที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

$$prec - in - top - N = \frac{\sum_{u \in U} |correct(L_N(u))|}{\sum_{u \in U} |L_N(u)|} \quad (2)$$

วิธีดำเนินการวิจัย

การดำเนินการพัฒนาวิธีการแนะนำด้วยวิธีการจับคู่แบบหลายเกณฑ์ที่น่าเสนอ แบ่งออกเป็นสองส่วนที่สำคัญ ส่วนแรกเป็นการสร้างข้อมูลที่เป็นใช้ในการวิเคราะห์จากข้อมูลที่ได้รวบรวมไว้แล้วในขั้นต้น และส่วนที่สองเป็นวิธีการทำนายค่าความชอบโดยรวมของผู้ใช้ที่มีต่อไอเทมด้วยวิธีการจับคู่แบบหลายเกณฑ์สำหรับการอธิบายในบทความนี้จะให้ความสำคัญต่อวิธีการทำนายเป็นส่วนใหญ่ เนื่องจากเป็นแนวคิดพื้นฐานที่ต้องการนำเสนอในงานวิจัยนี้ รวมไปถึงการทดลองเพื่อประเมินประสิทธิภาพของวิธีการแนะนำที่ได้นำเสนอ

เท่านั้น อย่างไรก็ตาม เพื่อให้บทความมีความสมบูรณ์มากขึ้นก็จะขอกล่าวถึงวิธีการรวบรวมข้อมูลพอสังเขป

ตามแผนภาพด้านล่าง



รูปที่ 1 การสร้างข้อมูลสำหรับวิธีแนะนำแบบจับคู่หลายเกณฑ์

แผนภาพที่ 1 แสดงให้เห็นแนวคิดในการสร้างข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการทำนายด้วยวิธีการจับคู่แบบหลายเกณฑ์ โดยสร้างข้อมูลใหม่จากการวิเคราะห์ข้อมูลของผู้ใช้และไอเทมเดิมที่มีอยู่แล้วประกอบกันเพื่อให้ได้ข้อมูลเพิ่มเติมเกี่ยวกับเกณฑ์ความชอบของผู้ใช้ที่มีต่อลักษณะต่างๆ ของไอเทม และข้อมูลที่อยู่ปริมาณความเข้มข้นของแต่ละคุณลักษณะของไอเทม

เมื่อได้ข้อมูลดังกล่าวเพียงพอแล้ว ระบบก็จะนำข้อมูลเหล่านั้นมาทำการวิเคราะห์เพื่อสร้างเป็นรายการไอเทมที่จะแนะนำให้กับผู้ใช้ ด้วยวิธีการจับคู่แบบหลายเกณฑ์ ผลที่ได้จากการวิเคราะห์จะได้เป็นค่าทำนาย ซึ่งอยู่ในรูปตัวเลขที่แสดงถึงความชอบโดยรวมของผู้ใช้ที่มีต่อไอเทมที่ถูกแนะนำ ไอเทมที่ได้ค่าทำนายมากกว่าหรือเท่ากับค่าเหมาะสมที่กำหนด (Threshold) จะถูกแนะนำให้กับผู้ใช้

วิธีการทำนายแบบหลายเกณฑ์แบบ Multi-Criteria Matching Approach

เมื่อระบบสามารถเรียนรู้และเข้าใจเกณฑ์ความชอบต่างๆ ของผู้ใช้ ที่ใช้ในการพิจารณาเกี่ยวกับไอเทมและมีข้อมูลเพียงพอเกี่ยวกับปริมาณความเข้มข้นของลักษณะต่างๆ ที่มีอยู่ในไอเทม ระบบก็สามารถเปรียบเทียบเกณฑ์ของผู้ใช้กับลักษณะของ

ไอเทมได้โดยตรง ตัวอย่างเช่น สมมุติว่า ระบบผู้แนะนำภาพยนตร์รู้ว่าภาพยนตร์ m มีคุณลักษณะ $action=80\%$ และ $drama=30\%$ ระบบผู้แนะนำเรียนรู้ว่าผู้ใช้ u มีเกณฑ์ความสนใจ 20% สำหรับลักษณะ $action$ และ 90% สำหรับลักษณะ $drama$ ของภาพยนตร์เรื่องนี้ ระบบจะแทนปริมาณความเข้มข้นของแต่ละคุณลักษณะที่มีอยู่ในภาพยนตร์ m และเกณฑ์ความสนใจของผู้ใช้เกี่ยวกับภาพยนตร์ m ด้วยเวกเตอร์ $u = \langle 20, 90 \rangle$ และ $m = \langle 80, 20 \rangle$ ตามลำดับ และทำการเปรียบเทียบกับวิธีการที่เหมาะสมซึ่งสามารถทำได้หลายวิธี แต่วิธีที่เชื่อกันว่ามีประสิทธิภาพและถูกใช้กันอย่างกว้างขวางคือ pearson correlation และ cosine vector similarity อย่างไรก็ตามทั้งสองวิธีนี้ ไม่เหมาะกับการเปรียบเทียบข้อมูล vector ที่มีขนาดเล็ก ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้วิธีการวัดค่าความห่างระหว่างผู้ใช้และไอเทมแทน จากนั้นแปลงค่าความห่างไปเป็นค่าความคล้ายคลึงอีกครั้ง วิธีการวัดค่าความห่างที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ euclidean distance ดังอธิบายด้วยสมการที่ 3 ส่วนการแปลงค่าความแตกต่างกลับมาเป็นค่าความคล้ายคลึงและการทำนายค่าความชอบ สามารถอธิบายได้ดังสมการที่ 4 และ 5 ตามลำดับ

$$d(u,m) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (c_j - a_j)^2} \quad (3)$$

$$sim(u,m) = 1/(1+d(u,m)) \quad (4)$$

$$r_{um} = sim(u,m) * MaxRatingScale \quad (5)$$

เมื่อ n คือจำนวนคุณลักษณะต่างๆ ทั้งหมดที่ถูกนำมาเปรียบเทียบระหว่างผู้ใช้ u และ ไอเทม m , c_j และ a_j แทนเกณฑ์ที่ j ของผู้ใช้ และคุณลักษณะที่ j ของไอเทม ค่าระดับความคล้ายคลึงจะแทนด้วยค่าตัวเลขที่อยู่ในช่วง $0 - 1$, 0 หมายถึงไม่มีความคล้ายคลึงกัน 1 แสดงว่ามีความคล้ายคลึงกันมากที่สุด

ตัวอย่างการคำนวณ เมื่อกำหนดค่าที่ใช้ในการแสดงระดับความชอบของผู้ใช้ให้อยู่ในช่วง $1-5$, 1 =ชอบน้อยมาก, 5 = ชอบมากที่สุด และ ต่ำกว่า 1 =ไม่ชอบเลย ระบบสามารถคำนวณค่าความห่าง โดยใช้สมการที่ 3, ค่าความคล้ายคลึง ใช้สมการที่ 4 และค่าทำนายที่ผู้ใช้ u จะกำหนดให้กับภาพยนตร์ m ใช้สมการที่ 5

$$d(u,m) = \sqrt{(20-80)^2 + (90-20)^2} = 92.19$$

$$sim(u,m) = 1/(1+92.19) = 0.01$$

$$r_{um} = 0.01 * 5 = 0.05$$

การกำหนดการทดลอง

ข้อมูลที่ถูกนำมาใช้ในการทดลองสำหรับงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลความชอบของผู้ใช้ในการชมภาพยนตร์ ซึ่งถูกรวบรวมและเผยแพร่โดย กลุ่มผู้วิจัยในโครงการ GroupLens Research Project แห่งมหาวิทยาลัย Minnesota ประกอบไปด้วย ข้อมูลภาพยนตร์จำนวน 1682 เรื่อง ถูกอธิบายด้วยประเภทของภาพยนตร์ (genres) ต่างๆ 18 ประเภท และ ข้อมูลความชอบของผู้ใช้ 943 คนที่ให้ข้อมูลตอบกลับ (feedback) ในรูปคะแนนความชอบที่อยู่ในช่วง $1-5$ ไร่จำนวน 100000 รายการ ซึ่งข้อมูลดังกล่าวได้ถูกคัดกรองมาแล้วในระดับหนึ่ง โดยคัดเอาเฉพาะผู้ใช้ที่มีการให้คำตอบกลับจากการชมภาพยนตร์ไม่น้อยกว่า 20 เรื่อง และเพื่อให้ผลลัพธ์จากการทดลองมีความน่าเชื่อถือยิ่งขึ้น จึงเลือกใช้เทคนิค 5-Fold Cross validation ในการประเมินผลการทดลอง

ครั้งนี้ โดยจะประเมินผลจากข้อมูล 5 ชุด ที่ได้มาจากการสุ่มจากข้อมูลทั้งหมด 100000 รายการ จำนวน 5 ครั้ง เพื่อสร้างข้อมูลที่แตกต่างกัน 5 ชุด แต่ละชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ 80% ของข้อมูลที่สุ่มมาได้ จะถูกใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (training set) ของระบบผู้แนะนำ และที่เหลืออีก 20% ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (test set) เพื่อประเมินคุณภาพของระบบ

การประเมินผลการทดลองจะพิจารณาความสามารถทั้งในด้านความถูกต้อง (precision) และความหลากหลาย (diversity) ของวิธีการแนะนำที่สร้างรายการแนะนำในแบบ Top-N recommendation ($N = 3, 5, 7$ และ 9) โดยกำหนดให้ใช้ค่า threshold = 3 เพื่อจำแนกระหว่างไอเทมที่แนะนำแล้วตรงกับความสนใจของผู้ใช้ กับไอเทมที่แนะนำแล้วไม่ตรงกับความสนใจของผู้ใช้ ไอเทมที่มีค่าทำนายมากกว่าหรือเท่ากับ threshold ที่กำหนด จะถูกพิจารณาแนะนำให้แก่ผู้ใช้

การสรุปผลผลการประเมินจะเป็นการเปรียบเทียบผลด้านคุณภาพระหว่างวิธีการจับคู่แบบหลายเกณฑ์ (Multi-Criteria Matching, MCM) กับวิธีการแนะนำแบบดั้งเดิมที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายในชื่อ User-based (UB) และ Item-based (IB) Collaborative Filtering ที่ใช้สมการทำนายแบบ adjusted weighted sum average

สรุปผลการวิจัย

ผลการประเมินความถูกต้องและความหลากหลายถูกแสดงดังแสดงไว้ในตารางที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

ตารางที่ 1. ผลการประเมินด้านความถูกต้อง (precision in Top-N)

	Top-3	Top-5	Top-7	Top-9
UB	88.0	88.3	88.15	88.19
IB	87.79	88.1	88.02	88.18
MCM	82.65	83.05	83.22	83.44

ตารางที่ 2 ผลการประเมินด้านความหลากหลาย (diversity in Top-N)

	Top-3	Top-5	Top-7	Top-9
MCM	534.2	689.4	788.0	856.0
UB	499.0	645.2	731.4	794.2
IB	497.0	638.2	722.8	781.0

ตัวเลขในตารางที่ 1 สรุปได้ว่าวิธีการแนะนำแบบ MCM ให้คุณภาพด้านความถูกต้องดีกว่าวิธีการแนะนำแบบ UB ประมาณ 5.7% และดีกว่า IB ประมาณ 5.5% โดยเฉลี่ย ในขณะที่ตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่า วิธีการแนะนำแบบ MCM ให้คุณภาพด้านความหลากหลายสูงกว่าวิธีการแนะนำแบบ UB และ IB ประมาณ 6.8% และ 7.8% ตามลำดับ ซึ่งในกรณีนี้ถือว่ายอมรับได้เนื่องจากอัตราการสูญเสียคุณภาพด้านความถูกต้องมีค่าน้อยกว่าอัตราการเพิ่มขึ้นของคุณภาพด้านความหลากหลาย

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้เสนอแนวคิดวิธีการเพิ่มคุณภาพของระบบผู้แนะนำในแง่ความหลากหลายด้วยการพัฒนาวิธีการแนะนำที่เรียกว่าการจับคู่แบบหลายเกณฑ์ (Multi-Criteria Matching) ซึ่งสามารถเพิ่มคุณภาพดังกล่าวได้จริง อย่างไรก็ตาม ยังคงเป็นเรื่องที่นักพัฒนาต้องตัดสินใจ (Trade-off) ที่จะเน้นระหว่างความถูกต้องหรือความหลากหลายในการพัฒนาวิธีการแนะนำใหม่ๆ ให้ตรงกับความต้องการมากที่สุด

การเพิ่มคุณภาพด้านความหลากหลายเป็นเรื่องที่จำเป็นสำหรับระบบผู้แนะนำที่มีไอเทมที่มีคุณลักษณะแตกต่างกันเป็นจำนวนมาก ผู้วิจัยเชื่อว่า หากเราสามารถเชื่อมโยงความสัมพันธ์ของสิ่งต่างๆ ที่มีอยู่ในระบบเข้าหากันได้อย่างทั่วถึง ก็จะสามารถพัฒนาระบบผู้แนะนำที่มีความสามารถแนะนำสิ่งต่างๆ เหล่านั้นได้อย่างทั่วถึงเช่นกัน

เอกสารอ้างอิง

- Pazzani, Michael J. 1999. "A Framework for Collaborative, Content-Based and Demographic Filtering." **Artificial Intelligence Review**, 13.
- Bradley, Keith, and Barry Smyth. 2001. "Improving Recommendation Diversity." **ICAICS**.
- Burke, Robin. 2002. "Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments." **User Modeling and User Adapted Interaction**, 12.
- Adomavicius and Tuzhilin. 2005. "Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the." **Knowledge and Data Engineering IEEE Transactions**, on 17.
- Ziegler, Cai-Nicolas et al. 2005. "Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification". **ACM**.
- Burke, Robin. 2007. "Hybrid Recommender Systems: In The Adaptive Web." Springer Berlin Heidelberg.
- Adomavicius, Gediminas, and Y Kwon. 2008. "Overcoming Accuracy-Diversity Tradeoff in Recommender Systems: A Variance-Based Approach." **Proceedings of WITS** ,
- Zhang, Mi, and Neil Hurley. 2008. "Avoiding monotony: improving the diversity of recommendation lists." **Diversity**.
- Fleder, Daniel, and Kartik Hosanagar. 2009. "Blockbuster Culture's Next Rise or Fall: The Impact of Recommender Systems on Sales Diversity." **Management Science**, 55.5.

Adomavicius, G. & Kwon, Y. 2009. "Toward
More Diverse Recommendations: Item
Re-Ranking methods for
Recommendations systems." **Phoenix**,