รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ “ระบบการแนะนำสถานที่ภายใต้การวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้ใช้ (Location-based recommendation system based on user behavior analysis)”

คณะผู้วิจัย

นายโกเมศ	อัมพวัน	หัวหน้าโครงการ
นายสุเมธ	ดาราพิสุทธิ์	ผู้ช่วยวิจัย
นายณัฐนนท์	ลีลาตระกูล	ผู้ร่วมวิจัย

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้

ปีงบประมาณ พ.ศ. 2564

สัญญาเลขที่ 7/2564

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

ระบบการแนะนำสถานที่ภายใต้การวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้ใช้

นายโกเมศ อัมพวัน
คณะวิทยาการสารสนเทศ
มีนาคม 2565

บทคัดย่อ

ความนิยมและการแพร่หลายของเครือข่ายสังคมออนไลน์ทางด้านสถานที่ดึงดูดให้หลาย ๆ ผู้ใช้มีการแบ่งปันสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้คนอื่น ๆ ในระบบ เมื่อจำนวนผู้ใช้และสถานที่เพิ่มมากขึ้นส่งผลให้ข้อมูลที่ถูกจัดเก็บเพิ่มขึ้นด้วย เช่น ข้อมูลผู้ใช้ ข้อมูลสถานที่ ข้อคิดเห็นของผู้ใช้ต่อสถานที่ และการเช็คอินของผู้ใช้ต่อสถานที่ เป็นต้น ดังนั้นระบบแนะนำสถานที่จึงเข้ามามีบทบาทสำคัญในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ การแนะนำสถานที่มีความยากและความท้าทายเพิ่มมากขึ้น หากผู้ใช้มีจำนวนการเช็คอินที่น้อยครั้งหรือเป็นผู้ใช้ใหม่ที่เรียกว่าปัญหาการเริ่มต้นได้ยากของผู้ใช้ ดังนั้น แทนที่การพิจารณาประวัติการเช็คอินของผู้ใช้ เราจึงมีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจโดยการใช้ประโยชน์จากข้อมูลการเช็คอินของผู้ใช้คนอื่น ๆ ในระบบ ในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอระบบแนะนำสถานที่ที่เรียกว่า N-most interesting location-based recommender system (NILR) ในการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ใหม่โดยการพิจารณาความถี่และความชอบในการเช็คอินของผู้ใช้คนอื่น ๆ ในระบบ ในกรณีที่ผู้ใช้มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ การพิจารณาประวัติการเช็คอินเพื่อสร้างรายการแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคลสามารถให้ความถูกต้องที่เพิ่มมากขึ้น ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้มีการนำเสนอระบบแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคลโดยการใช้ประโยชน์จากการปรับปรุงขั้นตอนวิธีการกรองร่วมสำหรับการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธี NILR สามารถให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าขั้นตอนวิธี HITS ทั้งในมุมมองด้านความถูกต้องของรายการแนะนำสถานที่และความถูกต้องในอันดับของรายการแนะนำสถานที่

Abstract

The popular and ubiquitous location-based social networks (LBSNs) appeal many users to share interesting locations with other users. As the collected data (such as users' profile, location's comment and suggestion) become a lot larger in size, location-based recommender systems require more effective filters to be able to suggest potentially preferable locations to users. Location recommendation is more difficult and challenging especially if users have few or no check-in histories as a new user that it suffers from cold-start problem. Therefore, instead of depending on users' check-in histories, we focus on creating recommended location lists by leveraging the information given by other users who check in locations in each area. Consequently, we propose N-most interesting location-based recommender system (NILR) to recommend interesting locations for new users by considering both the visiting frequencies and the preference of users already in the system. However, if users have more check-ins, considering check-in histories of users is to create personalized recommended location lists that it can more accuracy to predict interesting location for each user. In this paper, we also propose personalized location-based recommender system to exploit improving collaborative filtering algorithm for recommending exist users. Experimental results reveal NILR performs effectively and efficiently, and outperform HITS in terms of accuracies and rankings.

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ ..... ก

Abstract ..... ข

บทที่ 1 บทนำ 2

1.1 ที่มาและความสำคัญ 2

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 3

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 4

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย 4

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 6

2.1 ประวัติความเป็นมาและขั้นตอนวิธีพื้นฐานของการสร้างระบบแนะนำสถานที่ 6

2.2 การสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาประวัติการเที่ยวชมของผู้ใช้ 8

2.3 การสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาผู้ใช้หรือผู้เชี่ยวชาญภายในพื้นที่ 10

2.4 ฐานข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง 12

บทที่ 3 วิธีการที่นำเสนอ 14

3.1 นิยามพื้นฐาน 15

3.2 ภาพรวมวิธีการทำสร้างรายการแนะนำสถานที่ 16

3.3 ระบบแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจผู้ใช้ใหม่ 17

3.4 ระบบแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินที่มากเพียงพอ 23

บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน 37

4.1 การตั้งค่าการทดลองและวิธีการที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพความถูกต้อง 37

4.2 ผลการทดลอง 39

บทที่ 5 สรุปและอภิปรายผล 52

บรรณานุกรม 54

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 คุณลักษณะของเมืองต่าง ๆ ที่ถูกใช้ในการทดลอง..... 13

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 2.1 ตัวอย่างของเครือข่ายสังคมออนไลน์ทางด้านสถานที่ 6
ภาพที่ 2.2 ภาพรวมขั้นตอนวิธีการกรองร่วมแบบดั้งเดิมสำหรับการสร้างระบบแนะนำสถานที่ 7
ภาพที่ 2.3 ตัวอย่างของฐานข้อมูล Foursquare ที่ใช้ในการทดลอง 12
ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ 15
ภาพที่ 3.2 ภาพรวมการทำงานของขั้นตอนวิธีการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ใหม่ 16
ภาพที่ 3.3 ภาพรวมการทำงานของขั้นตอนวิธีการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ 17
ภาพที่ 3.4 ขั้นตอนการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ 21
ภาพที่ 3.5 ขั้นตอนการจัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจ 22
ภาพที่ 3.6 ขั้นตอนการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุด $\boldsymbol{N}$ อันดับ 23
ภาพที่ 3.7 ขั้นตอนการหาความคล้ายของผู้ใช้ 24
ภาพที่ 3.8 การคัดเลือกผู้ใช้ที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ผู้ใช้ 25
ภาพที่ 3.9 การทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ u_k ต่อสถานที่ l_j 26
ภาพที่ 3.10 การสร้างรายการแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคล 26
ภาพที่ 3.11 ตัวอย่างข้อมูลประวัติการเช็คอินของผู้ใช้ 27
ภาพที่ 3.12 เมทริกซ์สำหรับการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ 27
ภาพที่ 3.13 ตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนผู้ใช้ u_1 โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้ 28
ภาพที่ 3.14 ตัวอย่างการปรับลดค่าคะแนน $isf(l_1)$ และ $isf(u_1)$ โดยใช้ *L2*-normalization 29
ภาพที่ 3.15 ตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนของผู้ใช้เมื่ออัพเดทค่าคะแนนทั้งหมด 3 รอบ 30
ภาพที่ 3.16 ตัวอย่างการคำนวณค่าความชอบของผู้ใช้ u_1 และค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 31
ภาพที่ 3.17 ตัวอย่างการคำนวณค่าความชอบของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนของผู้ใช้ u_1 31
ภาพที่ 3.18 ตัวอย่างการปรับลดค่าคะแนน $isp(l_1)$ และ $isp(u_1)$โดยใช้ *L2*-normalization 32
ภาพที่ 3.19 ตัวอย่างค่าคะแนนของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนของผู้ใช้โดยพิจารณค่าความชอบเมื่อคำนวณจนครบ 3 รอบ 33

สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

ภาพที่ 3.20 ตัวอย่างวิธีการจัดอันดับรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจ 34
ภาพที่ 3.21 ตัวอย่างวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ nu 3 อันดับที่น่าสนใจที่สุด 34
ภาพที่ 3.22 ตัวอย่างการหาความคล้ายของผู้ใช้ u_k กับผู้ใช้ในระบบ 35
ภาพที่ 3.23 ตัวอย่างการคัดเลือกผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมการเช็คอินคล้ายกับผู้ใช้ u_k 35
ภาพที่ 3.24 ตัวอย่างการทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ u_k 36
ภาพที่ 3.25 ตัวอย่างการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสำหรับผู้ใช้ u_k 36
ภาพที่ 4.1 ตัวอย่างการจำลองสถานที่ปัจจุบันของผู้ใช้โดยใช้วิธี MBR 38
ภาพที่ 4.2 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda 40
ภาพที่ 4.3 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya 40
ภาพที่ 4.4 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato 41
ภาพที่ 4.5 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo 41
ภาพที่ 4.6 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku 42
ภาพที่ 4.7 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York 42
ภาพที่ 4.8 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda 43
ภาพที่ 4.9 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya 43
ภาพที่ 4.10 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato 44
ภาพที่ 4.11 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku 44

สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

ภาพที่ 4.12 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo 45
ภาพที่ 4.13 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York..... 45
ภาพที่ 4.14 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda 46
ภาพที่ 4.15 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya 46
ภาพที่ 4.16 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato 47
ภาพที่ 4.17 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku 47
ภาพที่ 4.18 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo 48
ภาพที่ 4.19 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York..... 48
ภาพที่ 4.20 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda 49
ภาพที่ 4.21 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya 49
ภาพที่ 4.22 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato 50
ภาพที่ 4.23 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku 50
ภาพที่ 4.24 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo 51
ภาพที่ 4.25 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York..... 51

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

เครือข่ายสังคมออนไลน์ทางด้านสถานที่ (Location based social network, LBSN) ได้รับความสนใจอย่างมากจากผู้ใช้ทั่วไปและผู้วิจัย เนื่องจากการแชร์ประสบการณ์ระหว่างผู้ใช้เกี่ยวกับตำแหน่งที่ตั้งสถานที่ ความคิดเห็นหรือข้อเสนอแนะต่าง ๆ เป็นข้อมูลที่มีประโยชน์และมีความสำคัญในด้านผู้ใช้และธุรกิจ ที่ซึ่งสามารถกล่าวได้ว่าผู้ใช้ในเครือข่ายสังคมออนไลน์ทางด้านสถานที่สามารถค้นหาสถานที่ที่ตนเองชื่นชอบและสนใจโดยไม่เคยรู้ว่ามีสถานที่นั้นมาก่อนจากการแชร์ประสบการณ์ของผู้ใช้คนอื่น ๆ ในระบบและทางด้านธุรกิจสามารถนำข้อมูลผู้ใช้และสถานที่จาก เครือข่ายสังคมออนไลน์นี้มาวิเคราะห์เพื่อค้นหาฐานลูกค้า กลุ่มลูกค้าใหม่และคู่แข่งทางธุรกิจ ประกอบกับจำนวนผู้ใช้ที่มีจำนวนเพิ่มมากขึ้นจากเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตและสมาร์ทโฟนในปัจจุบัน จากรายงานในเดือนสิงหาคม ปีค.ศ. 2017 แอปพลิเคชัน Foursquare มีผู้ใช้งานในระบบต่อเดือนมากถึง 50 ล้านคนและแอปพลิเคชัน Yelp มีผู้ใช้งานในระบบต่อเดือนมากถึง 29 ล้านคน (Xu et al., 2020) ส่งผลให้ข้อมูลที่สร้างโดยผู้ใช้มีจำนวนมาก เช่น ข้อมูลสถานที่ ความคิดเห็นหรือข้อเสนอแนะเกี่ยวกับสถานที่และประวัติการเช็คอิน เป็นต้น

ดังนั้นระบบแนะนำสถานที่ (Location based recommender system) (Levandoski et al., 2012) (Zhao et al., 2015) (Ding et al., 2018) (Xu et al., 2020) จึงเข้ามามีบทบาทสำคัญในการช่วยคัดกรองและแนะนำสถานที่ที่ผู้ใช้ชื่นชอบหรือคาดว่าจะเที่ยวชม จากงานวิจัยที่นำเสนอก่อนหน้าได้มีการนำเสนอการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจโดยการพิจารณาความเชี่ยวชาญของผู้ใช้ในพื้นที่จากความถี่ในการเช็คอินร่วมกับความนิยมของสถานที่โดยคำนึงถึงจำนวนการเช็คอินของสถานที่นั้นๆ สำหรับขั้นตอนวิธีในการคำนวณค่าคะแนนความสนใจของสถานที่โดยส่วนมากมักประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี HITS (Hyperlink-Induced Topic Search model) (Zheng et al., 2009) (Bao et al., 2012) (Bagci & Karagoz 2016) (Chen et al., 2016) (Ying et al., 2017) ซึ่งข้อดีของขั้นตอนวิธีนี้คือไม่จำเป็นต้องใช้ประวัติการเช็คอินของผู้ใช้เป้าหมายในการพิจารณาความชอบของผู้ใช้และมีความเหมาะสมสำหรับการสร้างรายการแนะนำสถานที่ให้กับผู้ใช้ใหม่และผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้ง แต่อย่างไรก็ตามเมื่อข้อมูลการเช็คอินของผู้ใช้มีจำนวนที่เพิ่มมากขึ้นจะส่งผลให้การแนะนำสถานที่ส่วนบุคคลโดยพิจารณาประวัติการเช็คอินของผู้ใช้มีความถูกต้องเพิ่มมากขึ้น เนื่องจากการเลือกไปสถานที่ของแต่ละบุคคลมีความชอบที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับพฤติกรรมของผู้ใช้นั้น ๆ

ในงานวิจัยนี้จึงได้ให้ความสำคัญกับการพัฒนาขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ตามความชอบของผู้ใช้ โดยได้นำเสนอการสร้างรายการแนะนำสถานที่ให้กับผู้ใช้ 2 ประเภท คือ 1. สำหรับผู้ใช้ใหม่หรือผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้ง โดยพิจารณาความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่เพื่อแก้ไขปัญหาความเบาบางของข้อมูลและปัญหาการแนะนำสำหรับผู้ใช้ใหม่ ในขั้นตอนนี้จะทำการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี HITS โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินร่วมกับคำนึงถึงการกลับมาเที่ยวชมหรือใช้บริการซ้ำต่อสถานที่ของผู้ใช้ และ 2. สำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินที่มากเพียงพอเพื่อสร้างรายการแนะนำเฉพาะบุคคล เช่น ความถี่ในการเช็คอิน จำนวนสถานที่ที่เช็คอิน หมวดหมู่ของสถานที่ที่เช็คอินที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ กลุ่มของผู้ใช้ที่มีความชอบในสถานที่ที่คล้ายกัน เป็นต้น ร่วมกับพิจารณาคุณลักษณะของสถานที่ เช่น ที่ตั้งของสถานที่ หมวดหมู่ของสถานที่ ช่วงเวลาในการเช็คอินของผู้ใช้ต่อสถานที่ เป็นต้น โดยในขั้นตอนนี้ได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลร่วม (Collaborative filtering) ในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ ซึ่งมีรายละเอียดคือขั้นแรกจะทำการหาความคล้ายของผู้ใช้เป้าหมายกับผู้ใช้ภายในพื้นที่เพื่อหาผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมที่ใกล้เคียงกัน จากนั้นจะทำการเลือกผู้ใช้ที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุดเคอันดับและสุดท้ายจะทำการทำนายค่าคะแนนความชอบของสถานที่ที่ผู้ใช้เป้าหมายไม่เคยเที่ยวชมเพื่อทำการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจ จากขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอนี้โดยทำการทดลองใน 6 เมือง คือ Chiyoda Minato Shinjuku Shibuya Chuo และ New York ขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถช่วยเพิ่มความถูกต้องให้กับรายการแนะนำสถานที่และส่งผลต่อความพึงพอใจต่อผู้ใช้ ซึ่งจะช่วยเพิ่มฐานลูกค้าและเพิ่มผลกำไรให้กับธุรกิจและแอปพลิเคชันนั้น ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อพัฒนาขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจ โดยการสร้างรายการแนะนำสถานที่ตามความชอบของผู้ใช้เฉพาะบุคคลโดยพิจารณาพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้และพิจารณาความนิยมของสถานที่โดยคำนึงถึงการเที่ยวชมของผู้ใช้อื่น ๆ ในระบบสำหรับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินน้อยครั้ง

2. เพื่อค้นหาสถานที่น่าสนใจเฉพาะพื้นที่โดยพิจารณาการเที่ยวชมของผู้ใช้อื่น ๆ ในระบบสำหรับแนะนำผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้งและค้นหาสถานที่น่าสนใจตามความชอบเฉพาะบุคคลโดยพิจารณาพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ

3. เพื่อเพิ่มความถูกต้องให้กับระบบแนะนำสถานที่โดยการสร้างรายการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้เฉพาะบุคคลและสร้างรายการแนะนำสถานที่ตามความนิยมเฉพาะพื้นที่สำหรับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินน้อยครั้ง

4. เพื่อสร้างองค์ความรู้ใหม่ของการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจตามพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้และความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่

5. เพื่อเป็นขั้นตอนวิธีพื้นฐานในการพัฒนาระบบเทคโนโลยีสารสนเทศสำหรับการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้เพื่อช่วยในการตัดสินใจภายใต้การพิจารณาพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้และความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่

6. เพื่อให้ผู้ที่มีความสนใจในแนวคิดที่นำเสนอสามารถศึกษาและประยุกต์ใช้ในงานวิจัยและประยุกต์ใช้กับระบบแนะนำสถานที่กับข้อมูลจริงได้

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ตามความชอบของผู้ใช้เฉพาะบุคคลโดยพิจารณาพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้และขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาความนิยมของสถานที่สำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้ง

2. ได้สถานที่ที่น่าสนใจเฉพาะพื้นที่โดยพิจารณาการเที่ยวชมของผู้ใช้อื่น ๆ ในระบบสำหรับแนะนำผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้งและสถานที่ที่น่าสนใจตามความชอบเฉพาะบุคคลโดยพิจารณาพฤติกรรมในการเที่ยวชมของผู้ใช้

3. ได้องค์ความรู้ใหม่ของการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจตามพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้และความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่

4. ได้ขั้นตอนวิธีพื้นฐานในการพัฒนาระบบเทคโนโลยีสารสนเทศสำหรับการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้เพื่อช่วยในการตัดสินใจภายใต้การพิจารณาพฤติกรรมการเที่ยวชมของผู้ใช้และความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่

5. ได้ผลงานวิจัยตีพิมพ์และเผยแพร่ในวารสารวิชาการ

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ฐานข้อมูลที่ใช้ในการทดลองของขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอนี้ได้ใช้การจัดเก็บประวัติการเช็คอินของผู้ใช้จากเว็บไซต์ Foursquare (Yang et al., 2015) ประกอบด้วย 1. รหัสผู้ใช้ 2. รหัสสถานที่ 3. รหัสหมวดหมู่สถานที่ 4. หมวดหมู่สถานที่ 5. ละติจูด 6. ลองจิจูด 7. เวลาในการเช็คอิน 8. เวลา UTC โดยจัดเก็บในช่วง 12 เมษายน 2012 ถึง 16 กุมภาพันธ์ 2013 (ประมาณ 10 เดือน)

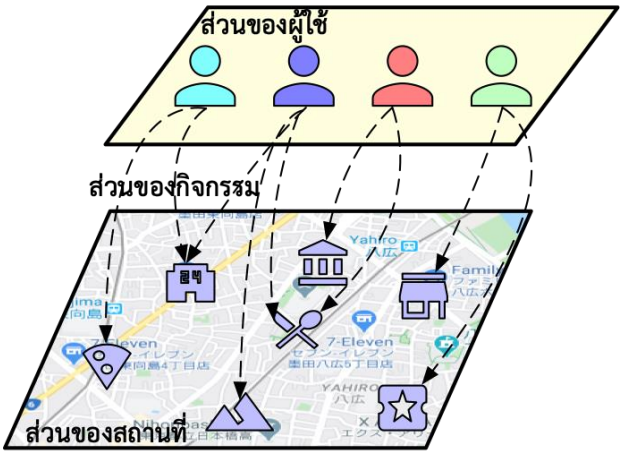
2. การแนะนำสถานที่จะสามารถดำเนินการได้กับข้อมูลที่ประกอบด้วย ละติจูด (Latitude) ลองติจูด (Longitude) ของสถานที่และหมวดหมู่ของสถานที่

3. สถานที่ที่ถูกแนะนำให้กับผู้ใช้ประกอบด้วยหมวดหมู่อาหาร หมวดหมู่ร้านค้าและการบริการ หมวดหมู่ศิลปะและความบันเทิง และหมวดหมู่สถานบันเทิงยามค่ำคืน

4. การประเมินผลประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอนี้ได้ใช้การวัดความถูกต้องด้วยวิธี Precision และวิธี Recall และการวัดความถูกต้องของอันดับสถานที่ในรายการแนะนำด้วยวิธี Average ranking และ Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG)

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนของทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเป็นการอธิบายถึงประวัติความเป็นมาและความสำคัญของระบบแนะนำสถานที่รวมถึงงานวิจัยก่อนหน้าเกี่ยวกับระบบแนะนำสถานที่ โดยทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องนี้ได้ทำการแบ่งวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ออกเป็น 2 หมวดหมู่ คือ 1. การสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาประวัติการเช็คอินของผู้ใช้ 2. การสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาผู้เชี่ยวชาญเฉพาะพื้นที่หรือผู้ใช้ภายในพื้นที่นั้น ๆ

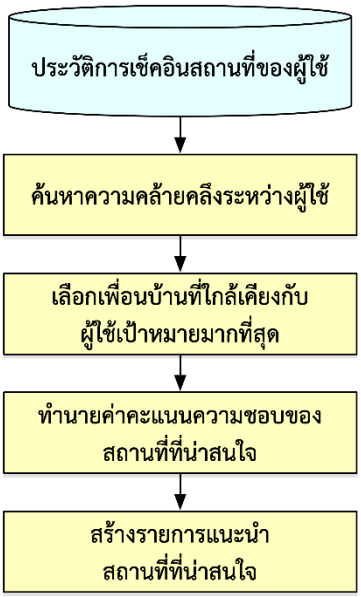


ภาพที่ 2. 1 ตัวอย่างของเครือข่ายสังคมออนไลน์ทางด้านสถานที่

2.1 ประวัติความเป็นมาและขั้นตอนวิธีพื้นฐานของการสร้างระบบแนะนำสถานที่

ในปัจจุบันเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตและสมาร์ทโฟนที่ล้ำสมัย ส่งผลให้แพลตฟอร์มเครือข่ายทางสังคมออนไลน์ (Social network) มีความนิยมที่สูงขึ้นด้วยการที่ผู้ใช้ภายในเครือข่ายมีการแบ่งปันข้อมูล งานอดิเรก อาชีพ ข่าวสารที่น่าสนใจร่วมกันกับกลุ่มผู้ใช้ที่มีความสนใจที่เหมือนกัน ต่อมาด้วยเทคโนโลยีจีพีเอสที่ถูกพัฒนาขึ้นส่งผลให้การแบ่งปันสถานที่และข้อเสนอแนะสถานที่ให้กับผู้ใช้ในเครือข่ายมีความนิยมเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง จากรายงานในเดือนมิถุนายน ปีค.ศ. 2016 แอปพลิเคชัน Foursqaure ได้มีการจัดเก็บสถิติในการเช็คอินของผู้ใช้ซึ่งมีมากกว่า 8 พันล้านเช็คอิน และสถานที่ที่ผู้ใช้ทำการเช็คอินมากกว่า 65 ล้านสถานที่รวมถึงผู้ใช้ในระบบซึ่งมากกว่า 55 ล้านผู้ใช้ในแต่ละเดือน (Zhao & Lyu, 2016) และจากรายงานของแอปพลิเคชัน Yelp เปิดเผยว่ามีผู้ใช้งานต่อเดือน

ประมาณ 29 ล้านผู้ใช้ (Xu et al., 2020) จากจำนวนการใช้งานของผู้ใช้และสถานที่ที่สูงขึ้นอย่างมาก ส่งผลให้ระบบแนะนำสถานที่ (Location based recommender system) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการช่วยคัดกรองและแนะนำสถานที่ที่ผู้ใช้ชื่นชอบหรือคาดว่าจะเยี่ยมชม ซึ่งระบบแนะนำสถานที่สามารถแบ่งการแนะนำออกเป็น 3 ส่วน คือ 1. การแนะนำผู้ใช้ 2. การแนะนำกิจกรรม 3. การแนะนำสถานที่ ดังภาพที่ 2.1



ภาพที่ 2. 2 ภาพรวมขั้นตอนวิธีการกรองร่วมแบบดั้งเดิมสำหรับการสร้างระบบแนะนำสถานที่

สำหรับขั้นตอนวิธีพื้นฐานของการสร้างระบบแนะนำสถานที่นั้นถูกปรับใช้จากขั้นตอนวิธีการกรองร่วมแบบดั้งเดิม (CF: Collaborative filtering) ซึ่งมีทั้งการพิจารณาสถานที่เป็นหลัก (Item based CF) และพิจารณาผู้ใช้เป็นหลัก (User based CF) โดยในงานวิจัยนี้ได้มีการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการกรองร่วมโดยพิจารณาผู้ใช้เป็นหลัก แสดงดังภาพที่ 2.2 ซึ่งสามารถแบ่งเป็นขั้นตอนหลัก ๆ ได้ทั้งหมด 3 ขั้นตอน 1. ขั้นตอนการหาความคล้ายของผู้ใช้ 2. ขั้นตอนการเลือกเพื่อนบ้านที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด 3. ขั้นตอนการทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ แสดงรายละเอียดดังนี้

1. วิธีการหาค่าความคล้ายคลึงแบบโคไซน์ (Cosine-based Similarity) แสดงดังสมการที่ 2.1 ที่ซึ่งเป็นวิธีการหาความคล้ายที่ได้รับความนิยมมากที่สุดวิธีการหนึ่ง สำหรับการค้นหาความคล้ายของผู้ใช้โดยค่าความคล้ายที่มากแสดงถึงความชอบหรือพฤติกรรมของผู้ใช้ทั้งสองมีความคล้ายคลึงกัน

$$sim(u_i, u_v) = \frac{\sum_j (r_{u_i,l_j}, r_{u_v,l_j})}{\sqrt{\sum_j (r_{u_i,l_j})^2} \sqrt{\sum_j (r_{u_v,l_j})^2}} \quad (2.1)$$

ที่ $sim(u_i, u_v)$ คือค่าความคล้ายของผู้ใช้ u_i และผู้ใช้ u_v

r_{u_i,l_j} คือความถี่ของผู้ใช้ u_i ที่เช็คอินสถานที่ l_j

r_{u_v,l_j} คือความถี่ของผู้ใช้ u_v ที่เช็คอินสถานที่ l_j

2. ขั้นตอนการเ ลือกเพื่อนบ้านที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ลำดับ (k-Nearest neighbor) วิธีการนี้เป็นการคัดเลือกความคล้ายของผู้ใช้คนอื่นในระบบที่มากที่สุด k ลำดับที่ซึ่งค่า k คือค่าเกณฑ์ที่ผู้ใช้กำหนด

3. ขั้นตอนการทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ โดยพิจารณาค่าคะแนนความชอบของสถานที่จากผู้ใช้คนอื่นที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมาย แสดงดังสมการที่ 2.2

$$p_{u_i,l_j} = \bar{r}_{u_i,\cdot} + \frac{\sum_{u_v \in U} sim(u_i,u_v)\left[r_{u_v,l_j} - \bar{r}_{u_v,\cdot}\right]}{\sum_{u_v \in U} |sim(u_i,u_v)|} \quad (2.2)$$

ที่ p_{u_i,l_j} คือค่าคะแนนความชอบของสถานที่ l_j สำหรับผู้ใช้ u_i

$\bar{r}_{u_i,\cdot}$ คือค่าเฉลี่ยจำนวนการเช็คอินของผู้ใช้ u_i

$\bar{r}_{u_v,\cdot}$ คือค่าเฉลี่ยจำนวนการเช็คอินของผู้ใช้ u_v

r_{u_v,l_j} คือจำนวนการเช็คอินของผู้ใช้ u_v ต่อสถานที่ l_j

2.2 การสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาประวัติการเที่ยวชมของผู้ใช้

ในปี 2013 ขั้นตอนวิธี Location-content-aware recommender system (LCARS) ถูกนำเสนอโดย Yin และคณะ (Yin et al., 2013) สามารถแบ่งขั้นตอนการทำงานเป็น 2 ขั้นตอน คือ 1. ขั้นตอนวิธี LCA-LDA (content based) probabilistic mixture generative ร่วมกับพิจารณาความชอบของผู้ใช้และความชอบของผู้เชี่ยวชาญภายในพื้นที่ซึ่งเป็นขั้นตอนแบบออฟไลน์ 2. ขั้นตอนนี้ผู้ใช้จะทำการร้องขอพื้นที่ที่ผู้ใช้ต้องการเยี่ยมชมและระบบจะทำการสร้างรายการแนะนำจากขั้นตอนแบบออฟไลน์ร่วมกับการใช้ขั้นตอนวิธี Threshold Algorithm (TA) ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีแบบออนไลน์ จากขั้นตอนวิธีนี้สามารถสร้างรายการแนะนำได้อย่างถูกต้องเมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีการกรองร่วมแบบเดิมและใช้เวลาในการประมวลได้อย่างรวดเร็วอย่างมีประสิทธิภาพ

จากนั้นขั้นตอนวิธี Low rank matrix factorization ได้ถูกนำเสนอโดย Gao และคณะ (Gao et al., 2013) โดยพิจารณาคุณลักษณะผู้ใช้ที่มีรูปแบบการเช็คอินของสถานที่ ๆ แตกต่างกันในแต่ละชั่วโมงและผู้ใช้ที่มีรูปแบบการเช็คอินของสถานที่ ๆ ใกล้เคียงกันในช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกันแล้วทำการหาความคล้ายคลึงแบบโคไซน์ (Cosine similarity) เพื่อพิจารณารูปแบบสถานที่ ๆ ถูกเช็คอินในแต่ละชั่วโมงที่คล้ายกัน จากขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถสร้างรายการแนะนำได้อย่างถูกต้อง

ถัดมาขั้นตอนวิธี Time-aware POI recommendation ได้ถูกนำเสนอโดย Yuan และคณะ (Yuan, 2013) สำหรับสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยใช้ประโยชน์จากวิธีการกรองร่วมร่วมกับเทคนิค Smooting ซึ่งคือการพิจารณาชั่วโมงข้างเคียงในการเช็คอินของผู้ใช้และพิจารณาการเช็คอินของสถานที่จากผู้ใช้ข้างเคียงที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายและใช้เทคนิค Bayes rules ในการวิเคราะห์พฤติกรรมในการเช็คอินของผู้ใช้เพื่อสร้างรายการแนะนำสถานที่ อีกทั้งยังคำนึงถึงช่วงเวลาในการเช็คอินของผู้ใช้ เพื่อเพิ่มความถูกต้องให้กับรายการแนะนำและลดปัญหาความเบาบางของข้อมูล

ในปี 2015 Opinion-based POI recommendation framework หรือ ORec ได้ถูกนำเสนอโดย Zhang และคณะ (Zhang et al., 2015) สำหรับสร้างรายการแนะนำสถานที่จากการวิเคราะห์แง่อารมณ์ของความคิดเห็นที่ผู้ใช้ให้กับสถานที่นั้น ๆ เช่น ด้านการบริการ ราคา บรรยากาศ รสชาติ เป็นต้น อีกทั้งได้พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างผู้ใช้และระยะทางระหว่างผู้ใช้กับสถานที่ ๆ ต้องการแนะนำ โดยขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถสร้างรายการแนะนำสถานที่ใหม่ที่ผู้ใช้มีความชื่นชอบและสามารถช่วยให้เจ้าของธุรกิจสร้างโฆษณาที่ดึงดูดผู้ใช้ที่มีความสนใจในธุรกิจนั้น ๆ เพื่อเพิ่มยอดขายได้

ในปี 2016 ขั้นตอนวิธี Temporal Influence Correlations for time-aware location Recommendations (TICRec) ได้ถูกนำเสนอโดย Zhang และ Chow (Zhang & Chow, 2016) สำหรับสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาช่วงเวลาในการเช็คอินของผู้ใช้และทำการแก้ไขปัญหาความเบาบางของข้อมูลที่เกิดจากการแบ่งช่วงเวลาออกเป็นช่วง ๆ ด้วยเทคนิค Kernel density estimation (KDE) อีกทั้งยังมีการคำนึงถึงความสัมพันธ์ที่ผู้ใช้มีการเช็คอินร่วมกันในสถานที่เดียวกันแต่คนละช่วงเวลาและผู้ใช้คนเดียวกันมีการเที่ยวชมสถานที่ ๆ แตกต่างกันในแต่ละช่วงเวลาด้วยการใช้เทคนิควิธีการกรองร่วม จากผลการทดลอง วิธีการที่นำเสนอ TICRec สามารถสร้างรายการแนะนำได้อย่างถูกต้องและไม่ประสบปัญหาความเบาบางของข้อมูล

ในปี 2017 ขั้นตอนวิธีการ CTF-ARA ได้ถูกนำเสนอโดย Si และคณะ (Si et al., 2017) สำหรับสร้างรายการแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคล โดยพิจารณาประเภทผู้ใช้สำหรับการสร้างรายการแนะนำออกเป็น 2 ประเภทด้วยเทคนิค K-means คือ 1. ผู้ใช้ซึ่งมีการเช็คอินในสถานที่ต่าง ๆ บ่อยครั้ง (Active user) 2. ผู้ใช้ซึ่งมีการเช็คอินในสถานที่ต่าง ๆ เพียงครั้งคราว ที่ซึ่งผู้ใช้ประเภท

Active user จะมีการสร้างรายการแนะนำโดยการคำนึงถึงช่วงเวลาในการเช็คอินของผู้ใช้ แต่สำหรับผู้ใช้ประเภท Inactive user จะไม่คำนึงถึงช่วงเวลาในการเช็คอินเพราะจำนวนการเช็คอินมีน้อยจึงไม่สามารถค้นหาพฤติกรรมได้ ทั้งสองประเภทผู้ใช้มีการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการกรองร่วมในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอนี้สามารถสร้างรายการแนะนำได้อย่างถูกต้อง

ในปี 2019 Si และคณะ (Si et al., 2019) ได้แบ่งกลุ่มผู้ใช้ตามพฤติกรรมการใช้งานแอปพลิเคชันออกเป็น 2 ประเภทคือ 1. ผู้ใช้งานสม่ำเสมอ (Active user) และ 2. ผู้ใช้งานไม่สม่ำเสมอ (Inactive user) ด้วยวิธีการจัดกลุ่มแบบฟัซซี่ซีมีน (Fuzzy c-means) โดยพิจารณาคุณลักษณะคือ ความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้ และจำนวนสถานที่ที่เช็คอิน สำหรับขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ได้คำนึงถึงสถานที่ที่เป็นที่นิยมตามช่วงเวลาและที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้งาน โดยรายการแนะนำสถานที่ของผู้ใช้งานสม่ำเสมอจะให้ความสำคัญในการพิจารณาความนิยมของสถานที่ตามช่วงเวลา และรายการแนะนำสถานที่ของผู้ใช้งานไม่สม่ำเสมอจะให้ความสำคัญกับสถานที่ที่เป็นที่นิยมที่อยู่ใกล้กับที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ โดยวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถเพิ่มความถูกต้องได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.3 การสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาผู้ใช้หรือผู้เชี่ยวชาญภายในพื้นที่

สำหรับขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาผู้ใช้หรือผู้เชี่ยวชาญภายในพื้นที่นั้นเป็นคุณลักษณะหนึ่งของระบบแนะนำสถานที่ที่แตกต่างจากระบบแนะนำภาพยนตร์ ระบบแนะนำเพลง และระบบแนะนำข่าว เป็นต้น เนื่องจากการพิจารณาผู้เชี่ยวชาญภายในพื้นที่นั้นเป็นประโยชน์อย่างมากในการค้นหาสถานที่ที่น่าสนใจ เพราะผู้ใช้ส่วนมากมีการเที่ยวชมในบริเวณใกล้เคียงหรือระแวกที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ ส่งผลให้การเที่ยวชมในเมืองอื่น ๆ หรือระแวกที่แตกต่างจากที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้เป็นเรื่องที่ยากในการค้นหาสถานที่ที่น่าสนใจ ดังนั้นผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่ผู้ซึ่งมีความรู้เกี่ยวกับสถานที่ในพื้นที่นั้น ๆ จะถูกนำมาใช้ประโยชน์ในการค้นหาสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ทั่วไป ผู้ใช้ใหม่และนักท่องเที่ยว เป็นต้น โดยงานวิจัยเกี่ยวกับระบบแนะนำสถานที่ในปีล่าสุดยังคงมีการใช้ประโยชน์จากผู้ใช้หรือผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่ ดังเช่น Jiuxin และคณะ (Jiuxin et al., 2019) ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่ในฐานข้อมูลแอปพลิเคชัน Yelp โดยการพิจารณาคุณลักษณะคือ การแสดงความคิดเห็นของผู้ใช้ ความสัมพันธ์ของเพื่อน หมวดหมู่ของสถานที่และข้อมูลสถานที่ ด้วยการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี Pagerank และ Latent Dirichlet Allocation (LDA) ซึ่งสามารถให้ผลลัพธ์ในการค้นหาผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่ๆแม่นยำ ที่ซึ่งสามารถนำขั้นตอนวิธีการนี้ไปต่อยอดในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ได้ และ Yin และคณะ (Yin และคณะ, 2021) ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีการที่เรียกว่า Tensor decomposition based collaborative filtering (TDCF) สำหรับสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจเฉพาะบุคคล โดยการแก้ไขปัญหา

ความเบาบางของข้อมูล ด้วยการพิจารณาหมวดหมู่ของสถานที่แทนที่สถานที่โดยตรงและพิจารณาถึงช่วงเวลาในการเช็คอิน รวมถึงพิจารณาความนิยมของสถานที่ในการสร้างรายการแนะนำจากผู้ใช้ภายในพื้นที่ด้วยขั้นตอนวิธี HITS โดยประวัติงานวิจัยที่ใช้ประโยชน์จากผู้ใช้หรือผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่สามารถสรุปโดยสังเขปได้ดังนี้

Bao และคณะ (Bao et al., 2012) ได้สร้างรายการแนะนำสถานที่โดยใช้พื้นฐานจากความถี่ในการเที่ยวชมหมวดหมู่สถานที่ของผู้ใช้กับผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่ที่เรียกว่า Weight Category Hierarchy (WCH) โดยผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่คำนวณจากขั้นตอนวิธี HITS ที่ซึ่งพิจารณาความถี่ของการเช็คอินของผู้ใช้และสถานที่ในแต่ละเมืองและประยุกต์ใช้วิธีการกรองข้อมูลร่วมในการทำนายค่าคะแนนความชอบของสถานที่ วิธีการที่นำเสนอนี้สามารถสร้างรายการแนะนำได้อย่างถูกต้อง

Long และ Joshi (Long, X. & Joshi, J., 2013) ได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการ HITS สำหรับการค้นหาสถานที่ที่น่าสนใจโดยพิจารณาจากผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่ผู้ซึ่งมีจำนวนการเช็คอินจำนวนมาก รวมถึงไปเที่ยวชมในหลากหลายสถานที่โดยใช้วิธีการ Entropy ในการคำนวณการเที่ยวชมที่หลากหลายของผู้ใช้ จากแนวคิดที่ว่าผู้ใช้ที่ไปในหลายสถานที่มักมีความรู้หรือมีความเชี่ยวชาญมากกว่าผู้ใช้ที่ไปเพียงสถานที่เดียว โดยวิธีที่นำเสนอนี้สามารถสร้างรายการแนะนำที่มีความถูกต้องมากกว่าขั้นตอนวิธี HITS แบบดั้งเดิม

Chen และคณะ (Chen et al., 2016) ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยพิจารณาความต่อเนื่องของการเช็คอิน เพื่อนของผู้ใช้ ระยะทางหรือระแวกใกล้เคียงของที่อยู่ผู้ใช้ปัจจุบัน การเช็คอินภายในพื้นที่นั้น ๆ และความชอบของการเช็คอินสถานที่ภายในกลุ่มเพื่อนด้วยการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี Distance-weighted HITS โดยวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถสร้างรายการแนะนำได้ถูกต้องมากกว่าวิธีการก่อนหน้า

Bagci และ Karagoz (Bagci & Karagoz, 2016) ได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี Random-walk ร่วมกับพิจารณาความชอบของผู้ใช้ ความเป็นเพื่อนของผู้ใช้ ผู้เชี่ยวชาญในพื้นที่และสถานที่ที่นิยมในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ โดยสามารถช่วยเพิ่มความถูกต้องและแก้ไขปัญหาความเบาบางของข้อมูลได้ อีกทั้งเมื่อมีข้อมูลนำเข้ามาใหม่ วิธีการที่นำเสนอนี้ไม่จำเป็นต้องฝึกฝนข้อมูลทั้งหมดซึ่งให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธีการกรองร่วมแบบเดิม

Ying และคณะ (Ying et al., 2017) ได้พิจารณาความชอบของเพื่อน ความชอบของผู้ใช้หมวดหมู่และช่วงเวลาของสถานที่สำหรับการสร้างรายการแนะนำสถานที่ โดยใช้ขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลร่วมที่เรียกว่า Context-aware tensor decomposition (CTD) ร่วมกับประยุกต์ขั้นตอนวิธี HITS วิธีการที่นำเสนอนี้สามารถให้ความถูกต้องในการแนะนำสถานที่มากกว่าวิธีการก่อนหน้าร่วมถึงแก้ไขปัญหาความเบาบางของข้อมูลได้

Puspitaningrum และคณะ (Puspitaningrum et al., 2019) ได้นำเสนอขั้นตอนวิธีการแนะนำรายการสถานที่สำหรับชอปปิง โดยประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี PageRank และ Lazy random walk ในการพิจารณาความคิดเห็นของคนอื่น ๆ ในระบบร่วมกับคำนึงถึงผู้เชี่ยวชาญเฉพาะพื้นที่และหมวดหมู่ของสถานที่ชอปปิงนั้น ๆ โดยขั้นตอนวิธีนี้สามารถสร้างรายการแนะนำได้ถูกต้องมากกว่าวิธีการ PageRank และ Random walk แบบเดิม

Sun และคณะ (Sun et al., 2021) ได้นำเสนอขั้นตอนวิธี weighted HITS-based model สำหรับการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจแบบโดยรวม จากสมมติฐานที่ว่าสถานที่ที่น่าสนใจควรจะสามารถเข้าถึงได้ง่ายจากหลาย ๆ จุดขนส่ง และจุดขนส่งที่ดีควรไปได้ในหลาย ๆ สถานที่ที่น่าสนใจ ดังนั้นขั้นตอนวิธีนี้จึงพิจารณาความนิยมของสถานที่ร่วมกับสถานที่ที่เป็นจุดขนส่ง โดยการใส่ค่าน้ำหนักให้กับสถานที่ประกอบด้วยค่าความนิยมของสถานที่ จำนวนการขนส่งจากจุดขนส่งไปยังสถานที่ และช่วงเวลาที่ใช้ในแต่ละสถานที่ร่วมกับปรับปรุงขั้นตอนวิธีการ HITS

2.4 ฐานข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ในงานวิจัยที่นำเสนอนี้ได้ทำการทดลองเป็นฐานข้อมูลจริง (Real-world dataset) นั่นคือ ฐานข้อมูลประวัติการเช็คอินของผู้ใช้จากแอปพลิเคชัน Foursquare (Yang et al., 2015) ที่ซึ่งมีข้อมูลทั้งหมด 8 ข้อมูล คือ 1. รหัสผู้ใช้ 2. รหัสสถานที่ 3. รหัสหมวดหมู่สถานที่ 4. หมวดหมู่สถานที่ 5. ละติจูด 6. ลองจิจูด 7. เวลาในการเช็คอิน 8. เวลา UTC โดยจัดเก็บในช่วง 12 เมษายน 2012 ถึง 16 กุมภาพันธ์ 2013 (ประมาณ 10 เดือน) แสดงตัวอย่างของฐานข้อมูล Foursquare ที่ใช้ในการทดลอง ดังภาพที่ 2.3

รหัสผู้ใช้	รหัสสถานที่	รหัสหมวดหมู่สถานที่	หมวดหมู่สถานที่	ละติจูด	ลองจิจูด	เวลาในการเช็คอิน	เวลา UTC
1386	4b64f0e3f964a5203cdb2ae3	4bf58dd8d48988d16e941735	Fast Food Restaurant	35.577	19.660	540	Tue Apr 03 21:33:17 +0000 2012
2243	4f534895e4b006151584808a	4bf58dd8d48988d1c4941735	Restaurant	35.627	39.714	40	Tue Apr 03 21:50:15 +0000 2012
1064	4b6fe136f964a520b4fe2ce3	4bf58dd8d48988d1e0931735	Coffee Shop	35.689	39.700	40	Tue Apr 03 22:13:21 +0000 2012
1248	4b72c558f964a520d2872de3	4bf58dd8d48988d111941735	Japanese Restaurant	35.652	39.544	540	Tue Apr 03 22:23:00 +0000 2012
1540	4b5829f4f964a520a44c28e3	4bf58dd8d48988d1e0931735	Coffee Shop	35.691	39.703	40	Tue Apr 03 22:23:18 +0000 2012
1964	4b5e4928f964a520c68729e3	4bf58dd8d48988d16e941735	Fast Food Restaurant	35.646	39.745	540	Tue Apr 03 22:25:30 +0000 2012
2243	4f534895e4b006151584808a	4bf58dd8d48988d1c4941735	Restaurant	35.627	39.7143	40	Tue Apr 03 22:26:33 +0000 2012
9655	4cde2fce41ed224b1e97d73c	4d4ae6fc7a7b7dea34424761	Fried Chicken Joint	35.789	39.661	540	Tue Apr 03 22:27:30 +0000 2012
1100	4b5a3b6cf964a52026b628e3	4bf58dd8d48988d16e941735	Fast Food Restaurant	35.574	139.658	540	Tue Apr 03 22:27:54 +0000 2012
1320	4df7423e483b96f73159a256	4bf58dd8d48988d111941735	Japanese Restaurant	35.598	39.6669	540	Tue Apr 03 22:29:18 +0000 2012

ภาพที่ 2. 3 ตัวอย่างของฐานข้อมูล Foursquare ที่ใช้ในการทดลอง

ในการทดลองนี้ได้คัดเลือกใช้เฉพาะหมวดหมู่อาหารและทำการทดลองใน 6 พื้นที่ของเมืองโตเกียว (Chiyoda Minato Shinjuku Shibuya Chuo) และเมืองนิวยอร์ค (New York) คือ โดยการ

แปลงละติจูดและลองจิจูดไปยังพื้นที่ต่าง ๆ ด้วย Geocoding API[1] ที่ซึ่งคุณลักษณะของเมืองต่าง ๆ และในงานวิจัยที่นำเสนอได้มีการพิจารณาผู้ใช้ที่มีการเช็คอินมากกว่า 1 สถานที่และสถานที่ต้องถูกเช็คอินโดนผู้ใช้มากกว่า 1 ผู้ใช้ เพื่อป้องกันสถานที่ที่ถูกสร้างขึ้นเฉพาะตนเองและลดความเบาบางของข้อมูล แสดงคุณลักษณะของเมืองต่าง ๆ ที่ถูกใช้ในการทดลอง ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 คุณลักษณะของเมืองต่าง ๆ ที่ถูกใช้ในการทดลอง

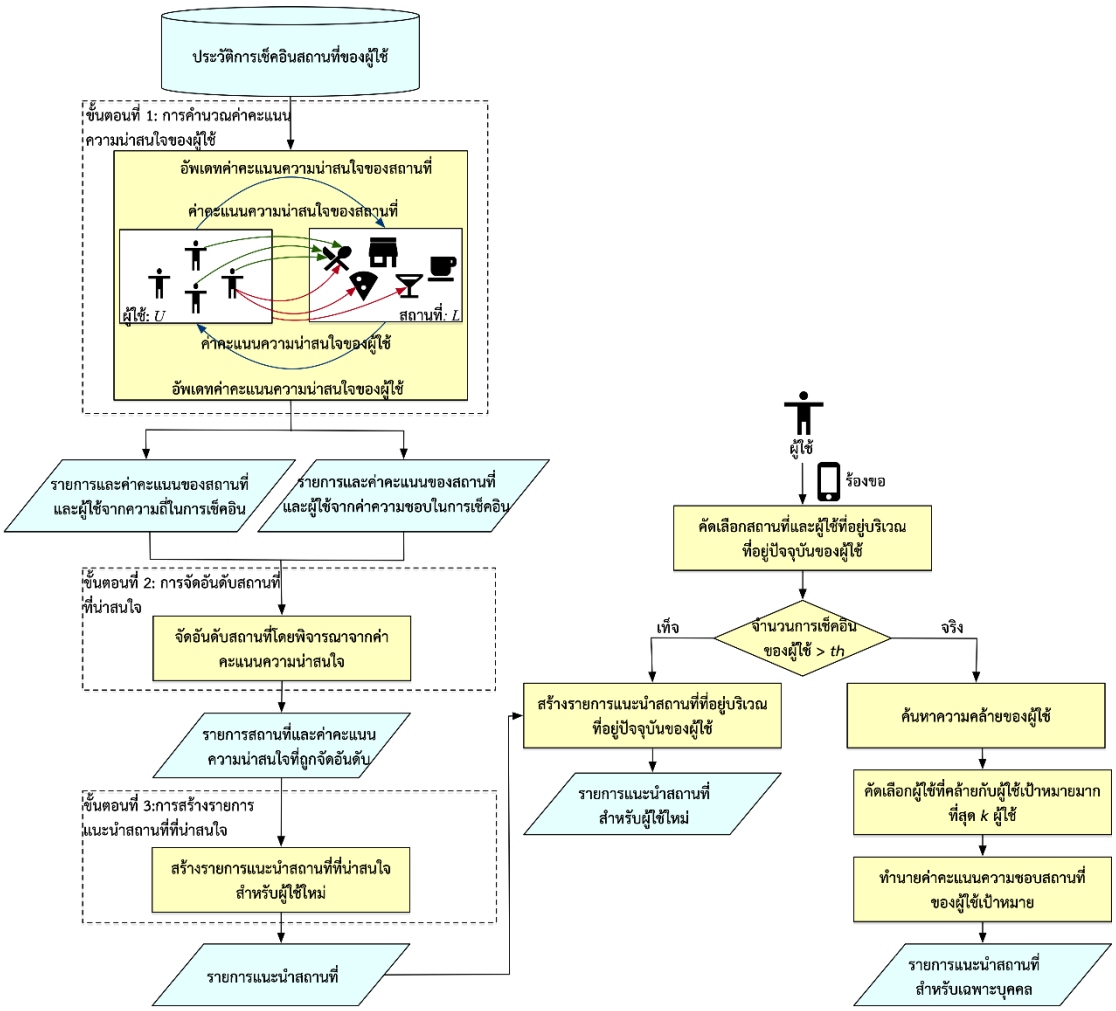
พื้นที่	**ผู้ใช้**	**สถานที่**	**จำนวนเช็คอินทั้งหมด**	**จำนวนเช็คอินต่อสถานที่**	**จำนวนเช็คอินต่อผู้ใช้**
Chiyoda	958	827	7283	8.81	7.60
Shibuya	581	719	4107	5.71	7.10
Minato	519	719	3836	5.34	7.39
Shinjuku	571	670	3905	6.84	5.83
Chuo	243	325	1645	5.06	6.77
New York	921	3609	26494	7.34	28.77

[1] https://developers.google.com/maps/documentation/geocoding/

บทที่ 3

วิธีการที่นำเสนอ

สำหรับบทนี้ได้กล่าวถึงรายละเอียดของวิธีการที่นำเสนอที่ซึ่งประกอบด้วยนิยามพื้นฐานของการสร้างรายการแนะนำสถานที่ ภาพรวมวิธีการทำสร้างรายการแนะนำสถานที่และรายละเอียดขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอสามารถแบ่งขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอสำหรับผู้ใช้ 2 ประเภท คือ 1. สำหรับผู้ใช้ใหม่หรือผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้ง โดยพิจารณาความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่เพื่อแก้ไขปัญหาความเบาบางของข้อมูลและปัญหาการแนะนำสำหรับผู้ใช้ใหม่ ในขั้นตอนนี้จะทำการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี HITS โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินร่วมกับคำนึงถึงการกลับมาเที่ยวชมหรือใช้บริการซ้ำต่อสถานที่ของผู้ใช้ และ 2. สำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินที่มากเพียงพอเพื่อสร้างรายการแนะนำส่วนบุคคล ได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลร่วม (Collaborative filtering) ในการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยทำการหาความคล้ายของผู้ใช้เป้าหมายกับผู้ใช้ภายในพื้นที่เพื่อหาผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมที่ใกล้เคียงกัน จากนั้นจะทำการเลือกผู้ใช้ที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุดเคอันดับและสุดท้ายจะทำการทำนายค่าคะแนนความชอบของสถานที่ที่ผู้ใช้เป้าหมายไม่เคยไปเที่ยวชมเพื่อทำการสร้างรายการแนะนำที่คาดว่าผู้ใช้เป้าหมาย แสดงรายละเอียดดังภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่

3.1 นิยามพื้นฐาน

เมื่อ C คือเมืองหรือบริเวณปัจจุบันที่ผู้ใช้เป้าหมายอยู่ ที่ซึ่งประกอบด้วยเซทของร้านอาหาร L จำนวน p ร้านอาหารนั่นคือ $L = \{l_1, l_2, \dots, l_p\}$ โดยที่ l_j เป็นสมาชิกของ L ($l_j \in L$) ในแต่ละสถานที่จะมีข้อมูลที่อยู่สถานที่คือลองจิจูดและละติจูดของสถานที่ l_j แสดงโดย $< lat_{l_j}, lon_{l_j} >$ ดังนั้นเซทของร้านอาหารสามารถถูกเขียนใหม่ได้เป็น $L = \{< l_1, lat_{l_1}, lon_{l_1} >, < l_2, lat_{l_2}, lon_{l_2} >, \dots, < l_q, lat_{l_q}, lon_{l_m} >\}$ สำหรับเซทของผู้ใช้ U จำนวน q ผู้ใช้ นั่นคือ $U = \{u_1, u_2, \dots, u_q\}$ โดยผู้ใช้ที่ทำการพิจารณาในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ต้องมีการเช็คอินอย่างน้อย 1 ร้านอาหารในเซทสถานที่ L เมื่อผู้ใช้ $u_k \in U$ เช็คอินสถานที่ $l_j \in L$ โดยที่รูปแบบการเช็คอินจะอยู่ในรูปแบบ $v^{u_k,l_j} =< u_k, l_j, f >$ ที่ f แสดงถึงความถี่หรือจำนวนครั้งของผู้ใช้ u_k ที่มีการเช็คอินในสถานที่ l_j ดังนั้นสำหรับฐานข้อมูลจึง

ทำการจัดเก็บได้ดังนี้ $DB = \{v_1, v_2, \dots, v_z\}$ ซึ่งได้ทำการจัดเก็บการเช็คอินแบบเป็นลำดับจำนวน z รายการสำหรับทุกผู้ใช้ U ผู้ซึ่งอยู่ในสถานที่ L

สำหรับปัญหาการแนะนำสถานที่เพื่อค้นหาสถานที่ที่น่าสนใจ N อันดับสำหรับผู้ใช้ u_x ที่ผู้ใช้ $u_x \notin U$ สำหรับรายการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ u_x แสดงโดย $L^{u_x} = \{rl_1, rl_2, \dots, rl_N\}$ แต่ละสถานที่ $l_j \in L^{u_x}$ ที่มีคะแนนมากที่สุด N อันดับที่ซึ่งผู้ใช้ u_x คาดว่าจะเที่ยวชม

3.2 ภาพรวมวิธีการทำสร้างรายการแนะนำสถานที่

สำหรับภาพรวมการทำงานของขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ใหม่ ซึ่งมีรายละเอียดคือขั้นตอนวิธีการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ ขั้นตอนการจัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจและขั้นตอนการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุด $\boldsymbol{N}$ อันดับ แสดงดังภาพที่ 3.2

Algorithm 1 N-most interesting location-based recommender system

Input: A visiting database, $DB = \{v_1, v_2, \dots, v_z\}$,
A set of locations, $L = \{l_1, l_2, \dots, l_q\}$,
A set of users, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_p\}$,
A number of iterations for processing, t
Current location of a new-user nu, $loc(nu)$,
A maximum distance (in km) between current location of the user and a recommended shop, z, and
A number of shops to be recommended, N

Output: An order list of N-most interesting locations, $L^{nu} = \{l_y, \dots, l_z\}$

$ISF^L, ISP^L = \boldsymbol{CalculationInterestingScore}(L, U, k)$
$IL = \boldsymbol{Ranking}(L, ISF^L, ISP^L)$
$L^{nu} = \boldsymbol{TopNGeneration}(loc(nu), d, N, IL, L)$

ภาพที่ 3.2 ภาพรวมการทำงานของขั้นตอนวิธีการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ใหม่

สำหรับภาพรวมการทำงานของขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ ซึ่งมีรายละเอียดคือการค้นหาความคล้ายของผู้ใช้ การคัดเลือกผู้ใช้ที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ผู้ใช้ การทำนายค่าคะแนนความชอบสถานที่ของผู้ใช้เป้าหมายและการสร้างรายการแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคล แสดงดังภาพที่ 3.3

Algorithm 2 Personalized location-based recommender system

Input: A visiting database, $DB = \{v_1, v_2, \ldots, v_z\}$,
A set of candidate locations, $L = \{l_1, l_2, \ldots, l_q\}$,
A set of candidate users, $U = \{u_1, u_2, \ldots, u_p\}$,
A number of shops to be recommended, N,
Current location of a user u_k, $loc(u_k)$,
A maximum distance (in km) between current location of the user and a recommended shop, z

Output: An order list of personalized interesting locations, $L^{u_k} = \{l_y, \ldots, l_z\}$

$Sim^{u_k}, UserSim^{u_k} =$ ***UserSimilarity***(u_k, U, L)

$KSim^{u_k}, KUser^{u_k} =$ ***k-NearestUser***$(Sim^{u_k}, UserSim^{u_k}, th)$

$Prec^{u_k} =$ ***LocationPrediction***$(KSim^{u_k}, KUser^{u_k}, L, ISF^u, ISP^u)$

$L^{u_k} =$ ***PersonalizedTopNGeneration***$(loc(u_k), z, L, Prec^{u_k})$

ภาพที่ 3.3 ภาพรวมการทำงานของขั้นตอนวิธีการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ

3.3 ระบบแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจผู้ใช้ใหม่

ขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ใหม่ ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ชื่อว่า เรียกว่า ระบบแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุดเอ็นอันดับ (N-most Interesting location-based recommender system , NILR) โดย NILR ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ 1. การคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ 2. การจัดอันดับสถานที่โดยพิจารณาค่าคะแนนความน่าสนใจ 3. การสร้างรายการแนะนำสถานที่ N อันดับ แสดงรายละเอียดการทำงาน ดังนี้

3.3.1 การคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่

ในขั้นตอนแรกของการคำนวณค่าคะแนนที่น่าสนใจของแต่ละสถานที่ $l_j \in L$ ทุกผู้ใช้ที่มีการเช็คอินในสถานที่ l_j จะถูกพิจารณาแบบวนซ้ำ ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_j แสดงได้ใน 2 มุมมองคือ 1. ค่าคะแนนความน่าสนใจทางด้านความถี่ 2. ค่าคะแนนความน่าสนใจทางด้านความชอบโดยทั้งสองค่าคะแนนจะถูกคำนวณแบบวนซ้ำ แสดงนิยามดังนี้

นิยามที่ 1 ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_j โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอิน

กำหนดให้ $V^{l_j} = \{v_1, v_2, \ldots, v_p\}$ คือลำดับของการเช็คอินของทุกผู้ใช้ที่มีการเช็คอินในสถานที่ l_j แต่ละการเช็คอิน $v_x \in V^{l_j}$ จะประกอบด้วย $v_x =< u_x, l_j, f_x >$ ที่ซึ่ง f_x คือ

จำนวนครั้งของการเช็คอินของผู้ใช้ u_x ในสถานที่ l_j โดยที่ค่าคะแนนของสถานที่ l_j โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอิน $isf(l_j)$ สามารถคำนวณได้จากผลรวมของจำนวนการเช็คอินของทุกผู้ใช้คูณกับค่าคะแนนของผู้ใช้ u_x แสดงโดย $isf(u_x)$ โดยเริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 1 แล้วจะทำการอัพเดทค่าคะแนนผู้ใช้ $isf(u_x)$ ด้วยสมการที่ 3.2 แสดงดังสมการที่ 3.1

$$isf(l_j) = \sum_{x=1}^{p}(f_x \times isf(u_x)) \quad 3.1$$

นิยามที่ 2 ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_j โดยพิจารณาค่าความถี่ของผู้ใช้

กำหนดให้ $V^{u_k} = \{v_1, v_2, \dots, v_q\}$ คือลำดับของการเช็คอินของผู้ใช้ u_k ในทุกสถานที่ L แต่ละการเช็คอิน $v_y \in V^{u_k}$ จะประกอบด้วย $v_y =< u_k, l_y, f_y >$ ที่ซึ่ง f_y คือจำนวนครั้งของการเช็คอินของผู้ใช้ u_k ในสถานที่ l_y แล้วค่าคะแนนของผู้ใช้ u_k นั่นคือ $isf(u_k)$ สามารถคำนวณได้โดยผลรวมของทุกสถานที่ที่ผู้ใช้ u_k เช็คอินคูณกับค่าคะแนนของสถานที่ l_y แสดงโดย $isf(l_y)$ ที่ซึ่งสามารถคำนวณด้วยสมการที่ 3.1 แสดงดังสมการที่ 3.2

$$isf(u_k) = \sum_{y=1}^{q}(f_y \times isf(l_y)) \quad 3.2$$

อย่างไรก็ตามค่าคะแนนของผู้ใช้ $isf(u_k)$ และค่าคะแนนของสถานที่ $isf(l_j)$ จะมีค่าที่เพิ่มมากขึ้นทุกครั้งในแต่ละรอบการคำนวณ ดังนั้นเราจึงทำการปรับค่าคะแนนของผู้ใช้และสถานที่โดยใช้ขั้นตอนวิธี L2 normalization แสดงดังสมการที่ 3.3 และสมการที่ 3.4

$$isf(l_j) = \frac{isf(l_j)}{\sqrt{\sum_{y=1}^{|L|} isf(l_y)^2}} \quad 3.3$$

$$isf(u_k) = \frac{isf(u_k)}{\sqrt{\sum_{x=1}^{|U|} isf(u_x)^2}} \quad 3.4$$

ในอีกมุมมองหนึ่ง การพิจารณาความชอบของผู้ใช้ u_x ต่อสถานที่ l_j เป็นสิ่งที่มีความสำคัญและน่าสนใจ โดยในงานวิจัยนี้ได้มีการพิจารณาความชอบจากการเที่ยวชมหรือใช้บริการซ้ำ โดยการเที่ยวชมซ้ำของผู้ใช้ ถ้าผู้ใช้ u_x มีการเที่ยวชมซ้ำต่อสถานที่ l_j มากกว่า 1 ครั้ง สามารถแสดงถึงผู้ใช้ u_x มีความชอบต่อสถานที่ l_j โดยระดับความชอบสามารถคำนวณได้ดังนี้

นิยามที่ 3 ค่าความชอบของผู้ใช้ u_x ต่อสถานที่ l_j

สำหรับการพิจารณาค่าความชอบของผู้ใช้ u_x ต่อสถานที่ l_j สามารถระบุได้โดยค่า 0 หรือ 1 แสดงถึงการเช็คอินซ้ำของสถานที่นั้น ๆ แสดงดังสมการที่ 3.5

$$pref(u_x, l_j) = \begin{cases} 1, & f_x > 1 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad 3.5$$

ที่ f_x ถูกจัดเก็บอยู่ในรูปแบบ $< u_x, l_j, f_x >$ นั่นคือจำนวนครั้งที่ผู้ใช้ u_x เช็คอินในสถานที่ l_j

นิยามที่ 4 ค่าความชอบของผู้ใช้ u_x

ค่าความชอบของผู้ใช้ u_x คือจำนวนสถานที่ที่ผู้ใช้ u_x มีการเช็คอินซ้ำ แสดงดังสมการที่ 3.6

$$pref(u_x) = \sum_{j=1}^{|L|} pref(u_x, l_j) \quad 3.6$$

นิยามที่ 5 ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_j โดยพิจารณาความชอบในการเช็คอิน

กำหนดให้ $V^{l_j} = \{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ คือลำดับของการเช็คอินของทุกผู้ใช้ที่มีการเช็คอินในสถานที่ l_j แต่ละการเช็คอิน $v_x \in V^{l_j}$ จะประกอบด้วย $v_x =< u_x, l_j, f_x >$ ที่ซึ่ง f_x คือจำนวนครั้งของการเช็คอินของผู้ใช้ u_x ในสถานที่ l_j โดยที่ค่าคะแนนของสถานที่ l_j โดยพิจารณาความชอบในการเช็คอิน $isp(l_j)$ สามารถคำนวณได้จากผลรวมของจำนวนการเช็คอินของทุกผู้ใช้คูณกับค่าความชอบของผู้ใช้ u_x แสดงโดย $pref(u_x)$และค่าคะแนนของผู้ใช้ u_x แสดงโดย $isp(u_x)$ โดยเริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 1 แล้วจะทำการอัพเดทค่าคะแนนผู้ใช้ $isp(u_x)$ ด้วยสมการที่ 3.9 แสดงดังสมการที่ 3.7

$$isp(l_j) = \sum_{x=1}^{p} (f_x \times pref(u_x) \times isp(u_x)) \quad 3.7$$

นิยามที่ 6 ค่าความชอบของสถานที่ l_j

ค่าความชอบของสถานที่ l_j คือการพิจารณาการเช็คอินของผู้ใช้ในเซทของผู้ใช้ U ที่ซึ่งผู้ใช้มีความชอบในสถานที่ l_j โดยมีการเที่ยมหรือเช็คอินมากกว่า 1 ครั้ง แสดงดังสมการที่ 3.8

$$pref(l_j) = \sum_{x=1}^{|U|} pref(u_x, l_j) \quad 3.8$$

นิยามที่ 7 ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_j โดยพิจารณาค่าความชอบของผู้ใช้

กำหนดให้ $V^{u_k} = \{v_1, v_2, \dots, v_q\}$ คือลำดับของการเช็คอินของผู้ใช้ u_k ในทุกสถานที่ L แต่ละการเช็คอิน $v_y \in V^{u_k}$ จะประกอบด้วย $v_y =< u_k, l_y, f_y >$ ที่ซึ่ง f_y คือจำนวนครั้งของการเช็คอินของผู้ใช้ u_k ในสถานที่ l_y แล้วค่าคะแนนของผู้ใช้ u_k นั่นคือ $isp(u_k)$ สามารถคำนวณได้โดยผลรวมของทุกสถานที่ที่ผู้ใช้ u_k เช็คอินคูณกับค่าความชอบของสถานที่ l_y แสดงโดย $pref(l_y)$ และค่าคะแนนของสถานที่ l_y แสดงโดย $isp(l_y)$ ที่ซึ่งสามารถคำนวณด้วยสมการที่ 3.8 แสดงดังสมการที่ 3.9

$$isp(u_k) = \sum_{y=1}^{q}(f_y \times pref(l_y) \times isp(l_y)) \quad 3.9$$

อย่างไรก็ตามค่าคะแนนของผู้ใช้ $isp(u_k)$ และค่าคะแนนของสถานที่ $isp(l_j)$ โดยพิจารณาความชอบจะมีค่าที่เพิ่มมากขึ้นทุกครั้งในแต่ละรอบการคำนวณ ดังนั้นเราจึงทำการปรับค่าคะแนนของผู้ใช้และสถานที่โดยใช้ขั้นตอนวิธี L2 normalization แสดงดังสมการที่ 3.10 และสมการที่ 3.11

$$isp(l_j) = \frac{isp(l_j)}{\sqrt{\sum_{y=1}^{|L|} isp(l_y)^2}} \quad 3.10$$

$$isf(u_k) = \frac{isp(u_k)}{\sqrt{\sum_{x=1}^{|U|} isp(u_x)^2}} \quad 3.11$$

จากนิยามทั้งหมดที่กล่าวมาข้างต้น การคำนวณความน่าสนใจของทุกสถานที่ในเซทของสถานที่ L จะถูกคำนวณแบบทำซ้ำ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการตั้งค่าพารามิเตอร์ t เพื่อกำหนดจำนวนรอบของการทำซ้ำ ทุกการทำงานแสดงดังภาพที่ 3.4 โดยในขั้นแรก ค่าคะแนนของผู้ใช้ในการพิจารณาความถี่และความชอบจะถูกตั้งค่าเป็น 1 แล้วทุกการทำซ้ำ i^{th} ที่ ($1 \leq i \leq t$) ค่าคะแนนความน่าสนใจของแต่ละสถานที่ $l_j \in L$ โดยการพิจารณาความถี่และความชอบจะถูกคำนวณโดยใช้สมการที่ 3.1 และสมการที่ 3.7 หลักจากนั้นค่าคะแนนความน่าสนใจของแต่ละผู้ใช้ $u_k \in U$ โดยการพิจารณาความถี่และความชอบจะถูกคำนวณโดยสมการที่ 3.2 และสมการที่ 3.9 หลังจากการกระบวนการที่กล่าวมาเสร็จสิ้น ค่าคะแนนของผู้ใช้และสถานที่จะถูกปรับค่าคะแนนดังสมการที่ 3.3 3.4 3.10 และ 3.11

$\star\star\star$ ***Procedure CalculationInterestingScore***(L, U, DB, t)

- $ISF^U = \{isf(u_k) | u_k \in U \wedge isf(u_k) = 1\}$
- $ISP^U = \{isp(u_k) | u_k \in U \wedge isp(u_k) = 1\}$

for each i^{th} iteration where $i \leq t$ **do**

- $ISF^L = \{isf(l_j) | l_j \in L \wedge isf(l_j) = \sum_{x=1}^{p}(f_x \times isf(u_x))\}$ (eq. 1)
- $ISP^L = \{isp(l_j) | l_j \in L \wedge isp(l_j) = \sum_{x=1}^{p}(f_x \times pref(u_x) \times isp(u_x))\}$ (eq. 7)
- $ISF^U = \{isf(u_k) | u_k \in U \wedge isf(u_k) = \sum_{y=1}^{p}(f_y \times isf(l_y))\}$ (eq. 2)
- $ISP^U = \{isp(u_k) | u_k \in U \wedge isp(u_k) = \sum_{y=1}^{q}(f_y \times pref(l_y) \times isp(l_y))\}$ (eq. 9)
- normalize interesting scores in ISF^L, ISF^U, ISP^L, ISP^U (eq. 3, 4, 10 and 11)

ภาพที่ 3.4 ขั้นตอนการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่

3.3.2 การจัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจ

สำหรับขั้นตอนวิธีการจัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจสำหรับผู้ใช้ใหม่หรือผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินน้อยครั้ง ค่าคะแนนความน่าสนใจโดยพิจารณาความถี่และความชอบที่ถูกคำนวณจากขั้นตอนวิธีการก่อนหน้าจะถูกจัดอันดับ โดยสถานที่ที่มีคะแนนความน่าสนใจที่มากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกันระหว่างการพิจารณาความถี่และความชอบจะถูกจัดอันดับให้อยู่อันดับที่ต่ำกว่าแต่ถ้าค่าคะแนนความน่าสนใจมีค่าที่น้อยกว่าจะถูกจัดอันดับให้อยู่ในอันดับที่มากกว่า ที่ซึ่งค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้ (ISF^L) และค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่โดยพิจารณาค่าความชอบของผู้ใช้ (ISP^L) จะถูกพิจารณาโดยในกระบวนการนี้จะเป็นการพิจารณาค่าคะแนนที่มากที่สุดของ ISF^L กำหนดเป็น max^{freq} และค่าคะแนนที่มากที่สุดของ ISP^L กำหนดเป็น max^{pref} แบบวนซ้ำ ซึ่งจะเป็นการระบุถึงเซทของสถานที่ซึ่งมีค่าคะแนนมากที่สุดทั้งทางด้านความถี่ในการเช็คอินและความชอบของผู้ใช้ สามารถกำหนดเป็น L^{freq} และ L^{pref} ตามลำดับ จากนั้นทั้งสองค่าคะแนนจะถูกเปรียบเทียบสำหรับการพิจารณาอันดับของสถานที่ในรายการแนะนำ ถ้าทั้งสองค่าคะแนนมีค่าเท่ากัน ($max^{freq} = max^{pref}$) แล้วทั้งสองเซทของสถานที่จะถูกจัดอันดับเป็นอันดับเดียวกัน นอกจากนี้ถ้าค่าคะแนนที่มากที่สุดของสถานที่ทางด้านความถี่ในการเช็คอินมีค่าที่มากกว่าค่าคะแนนที่มากที่สุดของสถานที่ทางด้านความชอบของผู้ใช้ ($max^{freq} > max^{pref}$) แล้วทุกสถานที่ของเซททางด้านความถี่จะถูกจัดเป็นอันดับที่สูงกว่าทุกสถานที่ของเซททางด้านความชอบ ถ้าค่าคะแนนที่มากที่สุดของสถานที่ทางด้านความชอบมีค่าที่

มากกว่าค่าคะแนนที่มากที่สุดของสถานที่ทางด้านความถี่ในการเช็คอิน ($max^{pref} > max^{freq}$) แล้วทุกสถานที่ของเซททางด้านความชอบจะถูกจัดเป็นอันดับที่สูงกว่าทุกสถานที่ของเซททางด้านความถี่ในการเช็คอิน เมื่อพิจารณาการจัดอันดับของทั้งสองเซทสถานที่ แล้วเซทของสถานที่จะถูกนำออกจากเซทของสถานที่ ISF^L และ ISP^L จากนั้นขั้นตอนวิธีการจัดอันดับจะถูกคำนวณต่อไปจนกระทั่งทุกสถานที่จะถูกจัดอันดับจนครบ แล้วทำการจัดเก็บในรายการแนะนำสถานที่สุดท้าย (IL) โดยรายละเอียดขั้นตอนวิธีการจัดอันดับรายการแนะนำสถานที่ แสดงดังภาพที่ 3.5

$\star\star\star$ **Procedure Ranking**(L, ISF^L, ISP^L)

- $IL = \emptyset, rank = 1$

while $L \neq \emptyset$ **do**

- $max^{freq} = max(isf(l_1), isf(l_2), \ldots, isf(l_{|L|}))$
- $max^{pref} = max(isp(l_1), isp(l_2), \ldots, isp(l_{|L|}))$
- $L^{freq} = \{l_j \in L | isf(l_j) = max^{freq}\}$
- $L^{pref} = \{l_k \in L | isp(l_k) = max^{pref}\}$

if $max^{freq} = max^{pref}$ **then**

- $IL = IL \cup \{<l_j, rank> | l_j \in L^{freq}\}$
- $IL = IL \cup \{<l_k, rank> | l_k \in L^{pref}\}$

else if $max^{freq} > max^{pref}$ **then**

- $IL = IL \cup \{<l_j, rank> | l_j \in L^{freq}\}$
- $rank{+}{+}$
- $IL = IL \cup \{<l_k, rank> | l_k \in L^{pref}\}$

else

- $IL = IL \cup \{<l_k, rank> | l_k \in L^{pref}\}$
- $rank{+}{+}$
- $IL = IL \cup \{<l_j, rank> | l_j \in L^{freq}\}$
- $ISF^L = ISF^L - \{isf(l_j) | l_j \in L^{freq}\}$
- $ISP^L = ISP^L - \{isf(l_k) | l_k \in L^{pref}\}$
- $L = L - (L^{freq} \cup L^{pref})$
- $rank{+}{+}$

ภาพที่ 3.5 ขั้นตอนการจัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจ

3.3.3 การสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุด N อันดับ

สำหรับการสร้างรายการแนะนำสถานที่ให้กับผู้ใช้ใหม่ u_x กำหนดเป็นผู้ใช้ nu เมื่อผู้ใช้มีการร้องขอรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจที่ซึ่งอยู่บริเวณหรือระแวกใกล้เคียงกับที่อยู่ปัจจุบัน ($loc(nu)$) แล้วระบบจะทำการคัดเลือกสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุด N อันดับที่ได้ผลลัพธ์จากขั้นตอนก่อนหน้าสำหรับการแนะนำให้กับผู้ใช้ใหม่และสถานที่ที่น่าสนใจจะตั้งอยู่ไม่ไกลจากระยะ $\mathbf{z}$ จากที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ แสดงดังภาพที่ 3.6

$\star\star\star$ ***Procedure TopNGeneration***$(loc(nu), d, N, IL, L)$

- $L^{nu} = \emptyset, rank = 0$

for each location l_j in IL and $rank < N$ **do**

if $diff(loc(nu), loc(l_j)) \leq z$ **then**

- $L^{nu} = L^{nu} \cup \{l_k | l_k \in IL, rank_{l_k} = rank_{l_j}\}$
- $rank$++

ภาพที่ 3. 6 ขั้นตอนการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุด N อันดับ

3.4 ระบบแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินที่มากเพียงพอ

ในส่วนของขั้นตอนวิธีแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินที่มากเพียงพอเพื่อสร้างรายการแนะนำส่วนบุคคล มีรายละเอียดทั้งหมด 3 ขั้นตอน คือ 1. การค้นหาความคล้ายของผู้ใช้ 2. การคัดเลือกผู้ใช้ที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ผู้ใช้ 3. การทำนายค่าคะแนนความชอบสถานที่ของผู้ใช้เป้าหมายและ 4. การสร้างรายการแนะนำสถานที่สำหรับ ดังนี้

3.4.1 การค้นหาความคล้ายของผู้ใช้

ในขั้นตอนวิธีการนี้จะทำการค้นหาความคล้ายของผู้ใช้เป้าหมายกับผู้ใช้คนอื่น ๆ ในระบบที่มีการเช็คอินหรืออยู่ในระแวกข้างเคียงกับที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ โดยการพิจารณาจากสถานที่ที่ผู้ใช้ทั้งสองเช็คอิน โดยในขั้นตอนนี้ได้ประยุกต์ใช้การหาค่าความคล้ายคลึงแบบโคไซน์ (Cosine-based Similarity) ค่าที่ได้จากการคำนวณจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยค่าความคล้ายที่เข้าใกล้ 0 แสดงถึงว่าผู้ใช้ทั้งสองคนไม่มีความคล้ายหรือมีความคล้ายของพฤติกรรมในการเช็คอินที่น้อย สำหรับค่าความคล้ายที่เข้าใกล้ 1 แสดงถึงผู้ใช้ทั้งสองคนมีความคล้ายของพฤติกรรมในการเช็คอินที่มาก แสดงดังภาพที่ 3.7

นิยามที่ 8 ค่าความคล้ายของผู้ใช้ u_k กับผู้ใช้ u_x

กำหนดให้ $V^{u_k} = \{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ คือลำดับของการเช็คอินของผู้ใช้ u_k ในทุกสถานที่ L แต่ละการเช็คอิน $v_y \in V^{u_k}$ จะประกอบด้วย $v_y =< u_k, l_y, f_y >$ ที่ซึ่ง f_y คือจำนวนครั้งของการเช็คอินของผู้ใช้ u_k ในสถานที่ l_y และกำหนดให้ $V^{u_x} = \{v_1, v_2, \dots, v_q\}$ คือลำดับของการเช็คอินของผู้ใช้ u_x ในทุกสถานที่ L แต่ละการเช็คอิน $v_z \in V^{u_x}$ จะประกอบด้วย $v_z =< u_x, l_z, f_z >$ ที่ซึ่ง f_z คือจำนวนครั้งของการเช็คอินของผู้ใช้ u_x ในสถานที่ l_z

เมื่อผู้ใช้เป้าหมาย u_k และผู้ใช้ u_x มีการเช็คอินร่วมกันในสถานที่ l_j แสดงถึงผู้ใช้ทั้งสองมีพฤติกรรมการเช็คอินที่คล้ายกัน ที่ซึ่งสามารถคำนวณได้จากการหาค่าความคล้ายคลึงแบบโคไซน์ แสดงดังสมการที่ 3.12

$$sim(u_k, u_x) = \frac{\sum_j (f_{u_k,l_j}, f_{u_x,l_j})}{\sqrt{\sum_j (f_{u_k,l_j})^2}\sqrt{\sum_j (f_{u_x,l_j})^2}} \tag{3.12}$$

ที่ $sim(u_k, u_x)$ คือ ค่าความคล้ายของผู้ใช้ u_k และผู้ใช้ u_x

f_{u_k,l_j} คือ ความถี่ของผู้ใช้ u_k ที่เช็คอินสถานที่ l_j

f_{u_x,l_j} คือ ความถี่ของผู้ใช้ u_x ที่เช็คอินสถานที่ l_j

$\star\star\star$ ***Procedure UserSimilarity*** (u_k, U, L)

- $Sim^{u_k} = \emptyset$
- $UserSim^{u_k} = \emptyset$

for each user u_x in U and $u_x \neq u_k$ **do**

  for each location l_j in L **do**

    - $Sim^{u_k} = Sim^{u_k} \cup \frac{\sum_j (f_{u_x,l_j} f_{u_k,l_j})}{\sqrt{\sum_j (f_{u_x,l_j})^2}\sqrt{\sum_j (f_{u_k,l_j})^2}}$
    - $UserSim^{u_k} = UserSim^{u_k} \cup u_x$

  end for

end for

ภาพที่ 3.7 ขั้นตอนการหาความคล้ายของผู้ใช้

3.4.2 การคัดเลือกผู้ใช้ที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ผู้ใช้

สำหรับขั้นตอนการคัดเลือกผู้ใช้คนอื่น ๆ ที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ผู้ใช้นั้นจะคัดเลือกหลังจากที่ได้คำนวณค่าความคล้ายคลึงแบบโคไซน์เรียบร้อยแล้ว ถ้าค่าความคล้ายคลึงที่ได้ของแต่ละผู้ใช้ u_x ที่มีต่อผู้ใช้เป้าหมาย u_k มีค่าที่มากกว่าหรือเท่ากับค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้

(Threshold) ผู้ใช้คนดังกล่าวจะถูกพิจารณาในการทำนายค่าคะแนนความชอบของสถานที่ในขั้นตอนถัดไป แสดงดังภาพที่ 3.8

$\star\star\star$ ***Procedure k-NearestUser(*** Sim^{u_k}, $UserSim^{u_k}$, th***)***

- $KSim^{u_k} = \emptyset$
- $KUser^{u_k} = \emptyset$

for each user u_x in $UserSim^{u_k}$ **do**
  if sim^{u_x} in $Sim^{u_k} \geq th$ **then**
    - $KSim^{u_k} = KSim^{u_k} \cup sim^{u_x}$
    - $KUser^{u_k} = KUser^{u_k} \cup u_x$
  end if
end for

ภาพที่ 3.8 การคัดเลือกผู้ใช้ที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด k ผู้ใช้

3.4.3 การทำนายค่าคะแนนความชอบสถานที่ของผู้ใช้เป้าหมาย

สำหรับขั้นตอนการทำนายค่าคะแนนความชอบสถานที่ของผู้ใช้เป้าหมายจากการพิจารณาผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมการเช็คอินที่คล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุด ในการคำนวณจะคำนึงถึงคุณสมบัติของผู้ใช้ข้างเคียง คือ ค่าความคล้าย ค่าความถี่ ค่าคะแนนของผู้ใช้ทางด้านความถี่และค่าคะแนนของผู้ใช้ทางด้านความชอบ แสดงดังภาพที่ 3.9

นิยามที่ 9 ค่าการทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ u_k ต่อสถานที่ l_j

กำหนดให้ $u_x \in U$ เป็นผู้ใช้ที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมาย u_k ที่มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้จะถูกนำมาพิจารณาในการทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ u_k ต่อสถานที่ l_j สามารถคำนวณได้จากค่าความคล้ายของผู้ใช้ u_k และผู้ใช้ u_x ($sim(u_k, u_x)$) ค่าความถี่ของผู้ใช้ u_x ต่อสถานที่ l_j (r_{u_x,l_j}) ค่าคะแนนของผู้ใช้ u_x ทางด้านความถี่ ($isf(u_x)$) และค่าคะแนนของผู้ใช้ u_xทางด้านความชอบ ($isp(u_x)$) แสดงดังสมการที่ 3.13

$$p_{u_k,l_j} = \sum_{u_x \in U} sim(u_k, u_x) \times r_{u_x,l_j} \times isf(u_x) \times isp(u_x) \qquad (3.13)$$

ที่ p_{u_k,l_j} คือ ค่าคะแนนความชอบของสถานที่ l_j สำหรับผู้ใช้ u_k

$sim(u_k, u_x)$ คือ ค่าความคล้ายของผู้ใช้ u_k และผู้ใช้ u_x

$isf(u_x)$ คือ ค่าคะแนนความเชี่ยวชาญในพื้นที่ของผู้ใช้ u_x ทางด้านความถี่

$isp(u_x)$ คือ ค่าคะแนนความเชี่ยวชาญในพื้นที่ของผู้ใช้ u_x ทางด้านความ

$\star\star\star$ **Procedure LocationPrediction**($KSim^{u_k}$, $KUser^{u_k}$, L, ISF^u, ISP^u)

- $Prec^{u_k} = \emptyset$

for each location l_j in L **do**

- $Prec^{u_k} = Prec^{u_k} \cup \sum_{u_x \in UserSim^{u_k}} sim^{u_x} \in KSim^{u_k} \times f_{u_x, l_j} \times isf(u_x) \in ISF^u \times isp(u_x) \in ISP^u$

end for

ภาพที่ 3.9 การทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ u_k ต่อสถานที่ l_j

3.4.4 การสร้างรายการแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคล

สำหรับการสร้างรายการแนะนำสถานที่ให้กับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ u_x เมื่อผู้ใช้มีจำนวนการเช็คอินที่มากกว่าหรือเท่ากับค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้แล้ว ระบบจะทำการค้นหาสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุด N อันดับที่อยู่ในบริเวณที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ ที่ได้จากการคำนวณจากขั้นตอนก่อนหน้า โดยสถานที่ที่แนะนำจะตั้งอยู่ไม่ไกลจากระยะ z จากที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ แสดงดังภาพที่ 3.10

$\star\star\star$ **Procedure PersonalizedTopNGeneration**($loc(u_k)$, z, L, $Prec^{u_k}$)

- $L^{u_k} = \emptyset$, $rank = 0$
- $Ploc^{u_k}$ = sort location based on prediction score $Prec^{u_k}$ of user u_k

for each location l_j in L and $rank < N$ **do**

if $diff(loc(u_k), loc(l_j)) \leq z$ **then**

- $L^{u_k} = L^{u_k} \cup \{ l_m | l_m \in Ploc^{u_k}, rank_{l_m} = rank_{l_j} \}$
- $rank$++

end if

end for

ภาพที่ 3.10 การสร้างรายการแนะนำสถานที่เฉพาะบุคคล

3.5 ตัวอย่างการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจด้วยวิธี NILR

รหัสผู้ใช้	รหัสสถานที่	รหัสหมวดหมู่สถานที่	หมวดหมู่สถานที่	ละติจูด	ลองจิจูด	เวลาในการเช็คอิน	เวลา UTC
u_1	l_3	4bf58dd8d48988d16e941735	Fast Food Restaurant	35.577	19.660	540	Tue Apr 03 21:33:17 +0000 2012
u_2	l_1	4bf58dd8d48988d1c4941735	Restaurant	35.627	39.714	40	Tue Apr 03 21:50:15 +0000 2012
u_3	l_1	4bf58dd8d48988d1e0931735	Coffee Shop	35.689	39.700	40	Tue Apr 03 22:13:21 +0000 2012
u_1	l_4	4bf58dd8d48988d111941735	Japanese Restaurant	35.652	39.544	540	Tue Apr 03 22:23:00 +0000 2012
u_6	l_4	4bf58dd8d48988d1e0931735	Coffee Shop	35.691	39.703	40	Tue Apr 03 22:23:18 +0000 2012
u_4	l_3	4bf58dd8d48988d16e941735	Fast Food Restaurant	35.646	39.745	540	Tue Apr 03 22:25:30 +0000 2012
u_5	l_3	4bf58dd8d48988d1c4941735	Restaurant	35.627	39.7143	40	Tue Apr 03 22:26:33 +0000 2012
u_3	l_3	4d4ae6fc7a7b7dea34424761	Fried Chicken Joint	35.789	39.661	540	Tue Apr 03 22:27:30 +0000 2012
u_2	l_2	4bf58dd8d48988d16e941735	Fast Food Restaurant	35.574	139.658	540	Tue Apr 03 22:27:54 +0000 2012

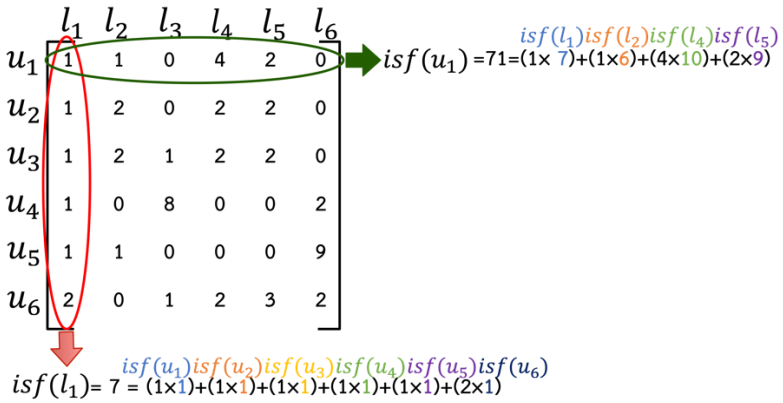
ภาพที่ 3.11 ตัวอย่างข้อมูลประวัติการเช็คอินของผู้ใช้

จากภาพที่ 3.11 แสดงตัวอย่างข้อมูลประวัติการเช็คอินของผู้ใช้ที่ซึ่งประกอบด้วย 1. รหัสผู้ใช้ 2. รหัสสถานที่ 3. รหัสหมวดหมู่สถานที่ 4. หมวดหมู่สถานที่ 5. ละติจูด 6. ลองจิจูด 7. เวลาในการเช็คอิน และ 8. เวลา UTC โดยในขั้นตอนการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่จำเป็นต้องใช้ 1. รหัสผู้ใช้ 2. รหัสสถานที่และ 3. รหัสหมวดหมู่สถานที่ ที่ซึ่งรหัสผู้ใช้แสดงถึงผู้ใช้ที่ทำการเช็คอินในสถานที่และรหัสสถานที่นั้นแสดงถึงชื่อของสถานที่เมื่อทำการสร้างรายการแนะนำ และในงานนี้ได้มีการพิจารณาการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจในหมวดหมู่เดียวกัน จากประวัติการเช็คอินของผู้ใช้ในพื้นที่ที่สนใจและหมวดหมู่เดียวกันจะถูกแปลงให้อยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์แสดงดังภาพที่ 3.12 ที่ซึ่งแต่ละแถวแสดงถึงผู้ใช้และแต่ละคอลัมภ์แสดงถึงสถานที่ โดยข้อมูลภายในเมทริกซ์แสดงถึงความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้ เช่นผู้ใช้ u_1 มีการเช็คอินโดยการไปเยี่ยมชมที่สถานที่ l_1, l_2, l_4, l_5 จำนวน 1 ครั้ง 1 ครั้ง 4 ครั้งและ 2 ครั้ง ตามลำดับ

	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	l_6
u_1	1	1	0	4	2	0
u_2	1	2	0	2	2	0
u_3	1	2	1	2	2	0
u_4	1	0	8	0	0	2
u_5	1	1	0	0	0	9
u_6	2	0	1	2	3	2

ภาพที่ 3.12 เมทริกซ์สำหรับการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่

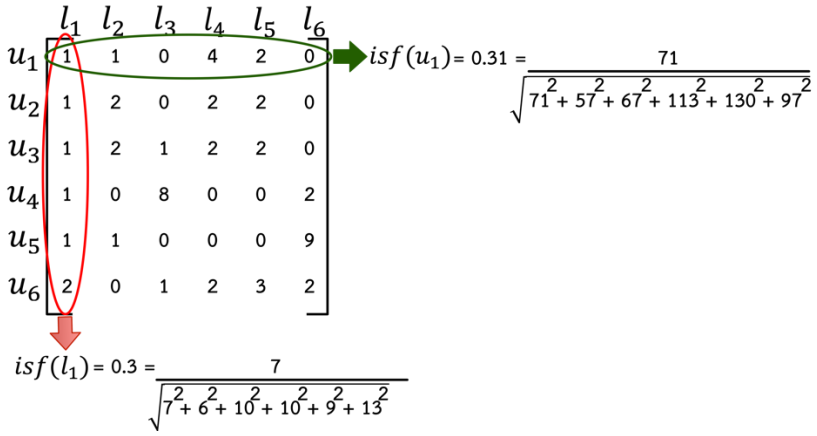
ขั้นตอนแรกจะทำการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้ ดังนิยามที่ 1 ตัวอย่างเช่น การคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 ($isf(l_1)$) จะได้ว่า $isf(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 7 คำนวณจาก $isf(l_1) = (1 \times 1) + (1 \times 1) + (1 \times 1) + (1 \times 1) + (1 \times 1) + (2 \times 1)$ เมื่อคำนวณจนครบทุกสถานที่แล้ว จะได้ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ ดังนี้ $isf(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 7 $isf(l_2)$ มีค่าเท่ากับ 6 $isf(l_3)$ มีค่าเท่ากับ 10 $isf(l_4)$ มีค่าเท่ากับ 10 $isf(l_5)$ มีค่าเท่ากับ 9 และ $isf(l_6)$ มีค่าเท่ากับ 13 ตามลำดับ จากนั้นในขั้นตอนที่สองจะทำการคำนวณค่าคะแนนของผู้ใช้ ตัวอย่างเช่น การคำนวณค่าคะแนนของผู้ใช้ u_1 มีค่าเท่ากับ 71 โดยคำนวณจาก $isf(u_1) = (1 \times 7) + (1 \times 6) + (4 \times 10) + (2 \times 9)$ เมื่อคำนวณจนครบทุกสถานที่แล้ว จะได้ค่าคะแนนความน่าสนใจของผู้ใช้ ดังนี้ $isf(u_1)$ มีค่าเท่ากับ 71 $isf(u_2)$ มีค่าเท่ากับ 57 $isf(u_3)$ มีค่าเท่ากับ 67 $isf(u_4)$ มีค่าเท่ากับ 113 $isf(u_5)$ มีค่าเท่ากับ 130 และ $isf(u_6)$ มีค่าเท่ากับ 97 ตามลำดับ แสดงตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนผู้ใช้โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้ u_1 ดังภาพที่ 3.13



ภาพที่ 3.13 ตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนผู้ใช้ u_1 โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินของผู้ใช้

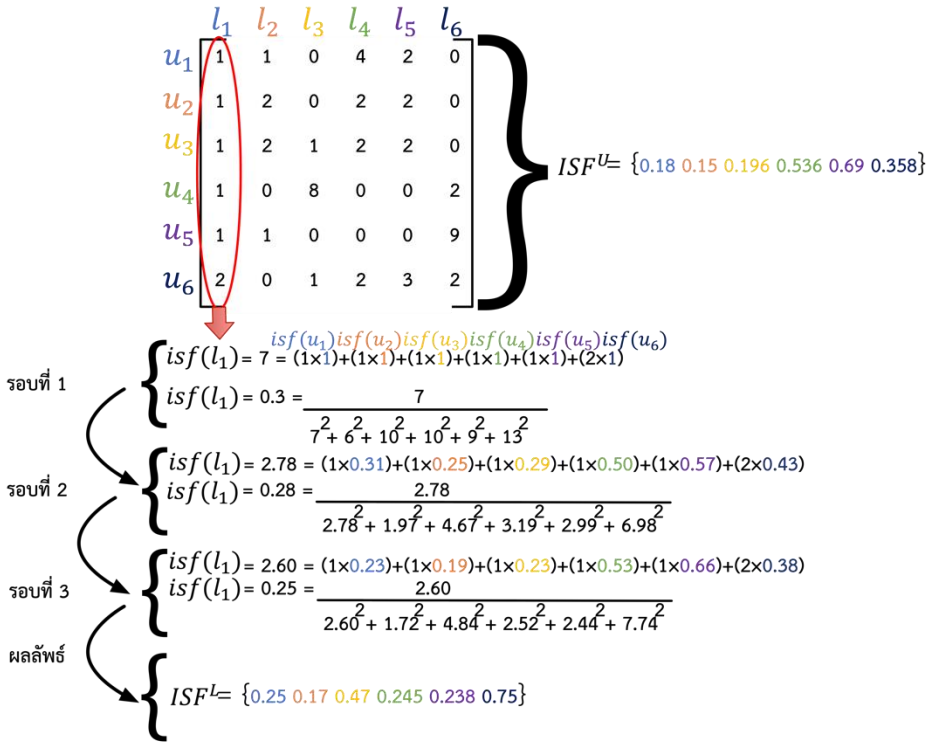
จากนั้นค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่และค่าคะแนนผู้ใช้จะถูกปรับให้มีจำนวนที่ลดลงโดยใช้ขั้นตอนวิธี *L2*-normalization ตัวอย่างเช่น สถานที่ l_1 ซึ่งมีค่า $isf(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 7 จะถูกปรับเป็น 0.30 นั่นคือ $isf(l_1) = \frac{7}{\sqrt{7^2+6^2+10^2+10^2+9^2+13^2}}$ เมื่อคำนวณจนครบทุกสถานที่แล้ว จะได้ค่าคะแนนความน่าสนใจใหม่ของสถานที่ดังนี้ $isf(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 0.30 $isf(l_2)$ มีค่าเท่ากับ 0.26 $isf(l_3)$ มีค่าเท่ากับ 0.43 $isf(l_4)$ มีค่าเท่ากับ 0.43 $isf(l_5)$ มีค่า

เท่ากับ 0.39 และ $isf(l_6)$ มีค่าเท่ากับ 0.56 ตามลำดับ ตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนผู้ใช้สามารถคำนวณได้โดยผู้ใช้ u_1 มีค่า $isf(u_1)$ เท่ากับ 0.31 สามารถคำนวณ นั่นคือ $isf(u_1) = \frac{71}{\sqrt{71^2+57^2+67^2+113^2+130^2+97^2}}$ และเมื่อคำนวณจนครบทุกผู้ใช้แล้ว จะได้ค่าคะแนนความน่าสนใจใหม่ของผู้ใช้ดังนี้ $isf(u_1)$ มีค่าเท่ากับ 0.31 $isf(u_2)$ มีค่าเท่ากับ 0.25 $isf(u_3)$ มีค่าเท่ากับ 0.29 $isf(u_4)$ มีค่าเท่ากับ 0.50 $isf(u_5)$ มีค่าเท่ากับ 0.57 และ $isf(u_6)$ มีค่าเท่ากับ 0.43 ตามลำดับ แสดงตัวอย่างการปรับลดค่าคะแนน $isf(l_1)$ และ $isf(u_1)$ โดยใช้ *L2*-normalization ดังภาพที่ 3.14



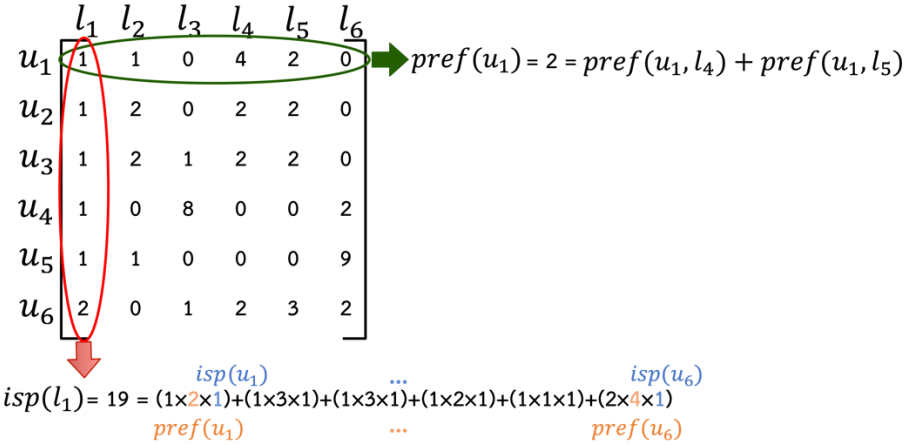
ภาพที่ 3.14 ตัวอย่างการปรับลดค่าคะแนน $isf(l_1)$ และ $isf(u_1)$ โดยใช้ *L2*-normalization

เมื่อทำการคำนวณแบบวนซ้ำเพื่ออัพเดทค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่และค่าคะแนนของผู้ใช้ จะได้ค่าคะแนนสุดท้ายเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการแนะนำ ดังภาพที่ 3.15 แสดงตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนของผู้ใช้เมื่ออัพเดทค่าคะแนนทั้งหมด 3 รอบ



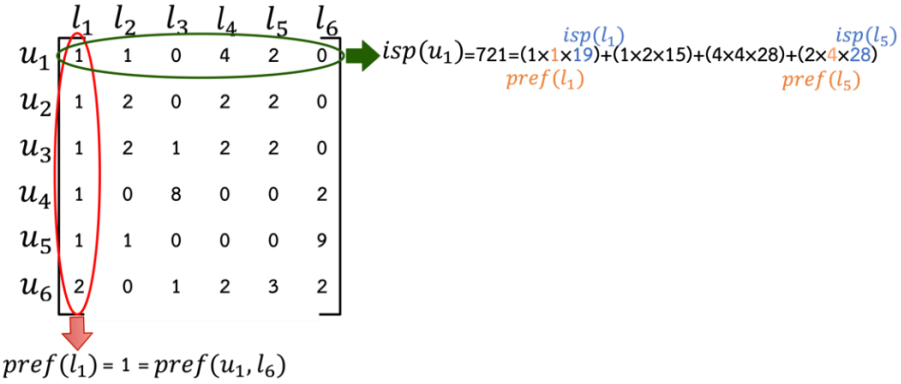
ภาพที่ 3.15 ตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1และค่าคะแนนของผู้ใช้เมื่ออัพเดทค่าคะแนนทั้งหมด 3 รอบ

ต่อมาค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่โดยพิจารณาค่าความชอบของผู้ใช้และค่าคะแนนของผู้ใช้โดยพิจารณาค่าความชอบของสถานที่จะถูกคำนวณ ดังนิยามที่ 2 ในขั้นตอนแรกค่าความชอบของผู้ใช้จะถูกพิจารณา ตัวอย่างเช่น ค่าความชอบของผู้ใช้ u_1 ($pref(u_1)$) มีค่าเท่ากับ 2 โดยคำนวณจาก $pref(u_1) = 2$ ($pref(u_1, l_4) + pref(u_1, l_5)$) เมื่อคำนวณจนครบทุกผู้ใช้แล้ว จะได้ค่าความชอบของผู้ใช้ดังนี้ $pref(u_1)$ มีค่าเท่ากับ 2 $pref(u_2)$ มีค่าเท่ากับ 3 $pref(u_3)$ มีค่าเท่ากับ 3 $pref(u_4)$ มีค่าเท่ากับ 2 $pref(u_5)$ มีค่าเท่ากับ 1 และ $pref(u_6)$ มีค่าเท่ากับ 4 ตามลำดับ จากนั้นค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่โดยพิจารณาค่าความชอบของผู้ใช้ ตัวอย่างเช่น ค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 ($isp(l_1)$) มีค่าเท่ากับ 19 นั่นคือ $isp(l_1) = (1 \times 2 \times 1) + (1 \times 3 \times 1) + (1 \times 3 \times 1) + (1 \times 2 \times 1) + (1 \times 1 \times 1) + (2 \times 4 \times 1)$ เมื่อคำนวณจนครบทุกสถานที่แล้ว จะได้ค่าคะแนนดังนี้ $isp(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 19 $isp(l_2)$ มีค่าเท่ากับ 15 $isp(l_3)$ มีค่าเท่ากับ 23 $isp(l_4)$ มีค่าเท่ากับ 28 $isp(l_5)$ มีค่าเท่ากับ 28 และ $isp(l_6)$ มีค่าเท่ากับ 21 ตามลำดับ แสดงตัวอย่างการคำนวณค่าความชอบของผู้ใช้ u_1 และค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1 ดังภาพที่ 3.16



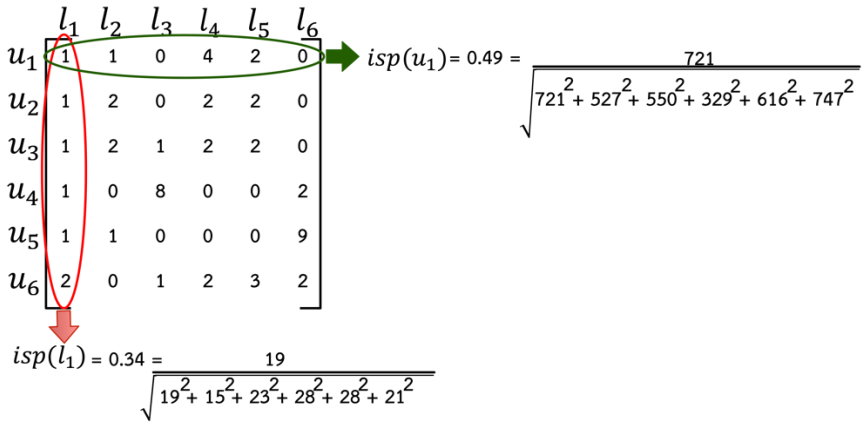
ภาพที่ 3.16 ตัวอย่างการคำนวณค่าความชอบของผู้ใช้ u_1 และค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ l_1

ต่อมาค่าความชอบของสถานที่จะถูกพิจารณา ตัวอย่างเช่น ค่าความชอบของผู้ใช้ l_1 ($pref(l_1)$) มีค่าเท่ากับ 1 โดยคำนวณจาก $pref(l_1) = 1$ ($pref(u_6, l_1)$) เมื่อคำนวณจนครบทุกสถานที่แล้ว จะได้ค่าความชอบของสถานที่ดังนี้ $pref(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 1 $pref(l_2)$ มีค่าเท่ากับ 2 $pref(l_3)$ มีค่าเท่ากับ 1 $pref(l_4)$ มีค่าเท่ากับ 4 $pref(l_5)$ มีค่าเท่ากับ 4 และ $pref(l_6)$ มีค่าเท่ากับ 3 ตามลำดับ จากนั้นค่าความชอบของผู้ใช้โดยพิจารณาค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่ ตัวอย่างเช่น ค่าคะแนนของผู้ใช้ u_1 ($isp(u_1)$) มีค่าเท่ากับ 721 โดยคำนวณจาก $isp(u_1) = (1 \times 1 \times 19) + (1 \times 2 \times 15) + (4 \times 4 \times 28) + (2 \times 4 \times 28)$ เมื่อคำนวณจนครบทุกผู้ใช้แล้ว จะได้ค่าคะแนนของผู้ใช้ดังนี้ $isp(u_1)$ มีค่าเท่ากับ 721 $isp(u_2)$ มีค่าเท่ากับ 527 $isp(u_3)$ มีค่าเท่ากับ 550 $isp(u_4)$ มีค่าเท่ากับ 329 $isp(u_5)$ มีค่าเท่ากับ 616 และ $isp(u_6)$ มีค่าเท่ากับ 747 ตามลำดับ แสดงดังภาพที่ 3.17



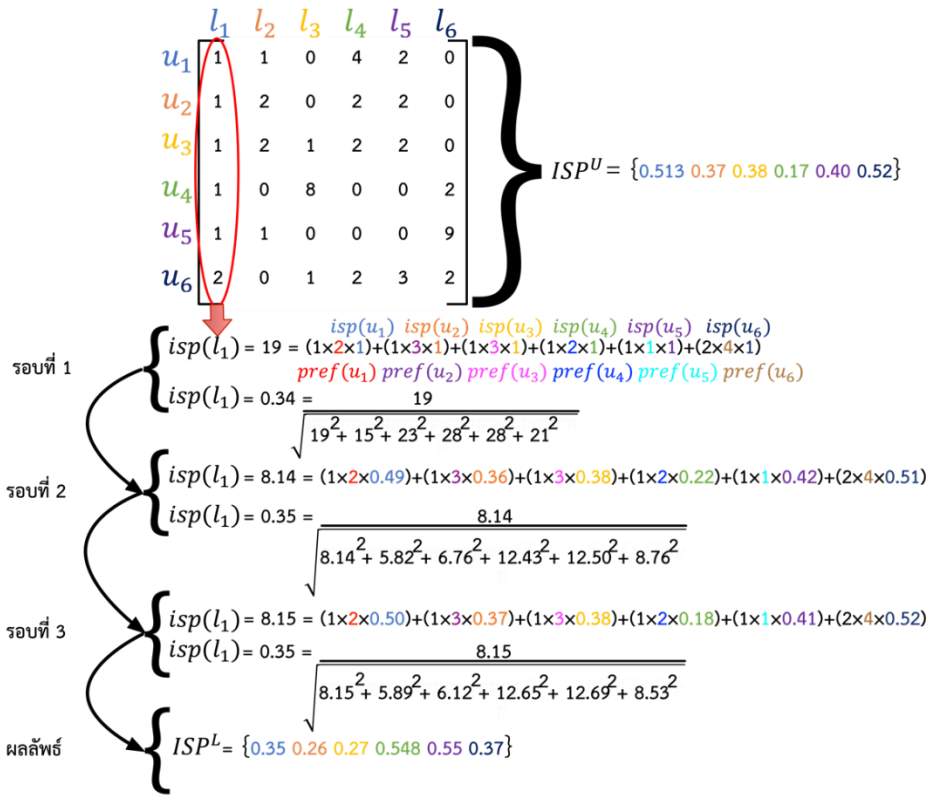
ภาพที่ 3.17 ตัวอย่างการคำนวณค่าความชอบของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนของผู้ใช้ u_1

จากนั้นขั้นตอนวิธี *L2*-normalization จะถูกใช้ในการปรับค่าคะแนนคะแนนความน่าสนใจของสถานที่และค่าคะแนนของผู้ใช้ ตัวอย่างเช่น สถานที่ l_1 ซึ่งมีค่า $isp(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 19 จะถูกปรับเป็น 0.34 นั่นคือ $isp(l_1) = \frac{19}{\sqrt{19^2+15^2+23^2+28^2+28^2+21^2}}$ เมื่อคำนวณจนครบทุกสถานที่แล้ว จะได้ค่าคะแนนความน่าสนใจใหม่ของสถานที่ ดังนี้ $isp(l_1)$ มีค่าเท่ากับ 0.34 $isp(l_2)$ มีค่าเท่ากับ 0.27 $isp(l_3)$ มีค่าเท่ากับ 0.41 $isp(l_4)$ มีค่าเท่ากับ 0.50 $isp(l_5)$ มีค่าเท่ากับ 0.50 และ $isp(l_6)$ มีค่าเท่ากับ 0.38 ตามลำดับ สำหรับตัวอย่างการคำนวณค่าคะแนนผู้ใช้สามารถคำนวณได้โดยผู้ใช้ u_1 มีค่า $isp(u_1)$ เท่ากับ 721 จะถูกปรับเป็น 0.49 คำนวณจาก $isp(u_1) = \frac{721}{\sqrt{721^2+527^2+550^2+329^2+616^2+747^2}}$ และเมื่อคำนวณจนครบทุกผู้ใช้แล้ว จะได้ค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ ดังนี้ $isp(u_1)$ มีค่าเท่ากับ 0.49 $isp(u_2)$ มีค่าเท่ากับ 0.36 $isp(u_3)$ มีค่าเท่ากับ 0.38 $isp(u_4)$ มีค่าเท่ากับ 0.22 $isp(u_5)$ มีค่าเท่ากับ 0.42 และ $isp(u_6)$ มีค่าเท่ากับ 0.51 ตามลำดับ แสดงดังภาพที่ 3.18



ภาพที่ 3.18 ตัวอย่างการปรับลดค่าคะแนน $isp(l_1)$ และ $isp(u_1)$โดยใช้ *L2*-normalization

เมื่อทำการคำนวณแบบวนซ้ำเพื่ออัพเดทค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่และค่าคะแนนของผู้ใช้โดยพิจารณาค่าความชอบ จะได้ค่าคะแนนสุดท้ายเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการแนะนำ ดังภาพที่ 3.19 แสดงค่าคะแนนความน่าสนใจของสถานที่และค่าคะแนนของผู้ใช้เมื่ออัพเดทค่าคะแนนทั้งหมด 3 รอบ



ภาพที่ 3.19 ตัวอย่างค่าคะแนนของสถานที่ l_1 และค่าคะแนนของผู้ใช้โดยพิจารณาค่าความชอบเมื่อคำนวณจนครบ 3 รอบ

สำหรับวิธีการในการจัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจ ในขั้นตอนแรกจะทำการจัดอันดับค่าคะแนนสถานที่ของทั้งสองรายการจากค่ามากไปหาค่าน้อย ซึ่งจะได้รายการสถานที่ที่น่าสนใจเมื่อพิจารณาการเช็คอินของผู้ใช้ (ISF^L) คือ l_6 l_3 l_1 l_4 l_5 และ l_2 โดยพิจารณาจากค่าคะแนน 0.75 0.47 0.25 0.245 0.24 และ 0.17 ตามลำดับ สำหรับรายการสถานที่ที่น่าสนใจเมื่อพิจารณาค่าความชอบของผู้ใช้ (ISP^L) จะได้รายการสถานที่ที่เรียงลำดับดังนี้ l_5 l_4 l_6 l_1 l_3 และ l_2 โดยพิจารณาจากค่าคะแนน 0.55 0.548 0.37 0.35 0.27 และ 0.26 ตามลำดับ จากนั้นอันดับที่มากที่สุดทั้งสองรายการโดยพิจารณาจากค่าคะแนน max^{freq} และ max^{pref} จะถูกพิจารณานั่นคือ สถานที่ l_6 และสถานที่ l_5 ที่ซึ่งค่าคะแนนที่มากที่สุดคือ l_6 ดังนั้นเราจะได้รายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสุดท้าย (IL) สำหรับอันดับ 1 และ 2 คือ $IL = \{l_6 \succ l_5\}$ จากนั้นสถานที่ l_6 และ l_5 จะถูกลบออกจากรายการที่พิจารณา ISF^L และ ISP^L โดยกระบวนการนี้จะถูกคำนวณซ้ำจนกระทั่งทุกสถานที่ได้รับการพิจารณา ดังนั้นรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสุดท้าย IL คือ $\{l_6 \succ l_5 \succ l_4 \succ l_3 \succ l_1 \succ l_2\}$ แสดงตัวอย่างวิธีการจัดอันดับรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจ ดังภาพที่ 3.20

$$ISF^L = \{\underset{0.25}{l_1}\ \underset{0.17}{l_2}\ \underset{0.47}{l_3}\ \underset{0.245}{l_4}\ \underset{0.24}{l_5}\ \underset{0.75}{l_6}\}$$

$$ISP^L = \{0.35\ 0.26\ 0.27\ 0.548\ 0.55\ 0.37\}$$

จัดอันดับสถานที่ที่น่าสนใจ

$$ISF^L = \{\underset{0.75}{l_6}\ \underset{0.47}{l_3}\ \underset{0.25}{l_1}\ \underset{0.245}{l_4}\ \underset{0.24}{l_5}\ \underset{0.17}{l_2}\}$$

$$ISP^L = \{\underset{0.55}{l_5}\ \underset{0.548}{l_4}\ \underset{0.37}{l_6}\ \underset{0.35}{l_1}\ \underset{0.27}{l_3}\ \underset{0.26}{l_2}\}$$

สร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสุดท้าย

$$\{max^{freq} > max^{pref}\}$$

$$IL = \{l_6 > l_5\}$$

ลบสถานที่ที่พิจารณาแล้ว

$$ISF^L = \{\underset{0.47}{l_3}\ \underset{0.25}{l_1}\ \underset{0.245}{l_4}\ \underset{0.24}{l_5}\ \underset{0.17}{l_2}\}$$

$$ISP^L = \{\underset{0.548}{l_4}\ \underset{0.37}{l_6}\ \underset{0.35}{l_1}\ \underset{0.27}{l_3}\ \underset{0.26}{l_2}\}$$

$$\vdots$$

$$IL = \{l_6 > l_5 > l_4 > l_3 > l_1 > l_2\}$$

ภาพที่ 3.20 ตัวอย่างวิธีการจัดอันดับรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจ

สำหรับการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ ตัวอย่างเช่น เมื่อผู้ใช้ใหม่ nu ต้องการรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจที่ซึ่งสถานที่ $l_6\ l_4\ l_3\ l_1$ และ l_2 ตั้งอยู่ในระแวกใกล้เคียงกับที่อยู่ของผู้ใช้และผู้ใช้ nu ต้องการรายการสถานที่ที่น่าสนใจ 3 อันดับที่มากที่สุดจะได้ว่ารายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจ L^{nu} คือ $\{l_6 > l_4 > l_3\}$ แสดงตัวอย่างวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ nu 3 อันดับที่น่าสนใจที่สุด ดังภาพที่ 3.21

ภาพที่ 3.21 ตัวอย่างวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจให้กับผู้ใช้ nu 3 อันดับที่น่าสนใจที่สุด

สำหรับการสร้างรายการแนะนำสถานที่ให้กับผู้ใช้ที่มีจำนวนการเช็คอินที่มากเพียงพอ u_k ในขั้นแรกจะทำการหาความคล้ายของผู้ใช้ในระบบ สมมติให้ผู้ใช้ในพื้นที่ที่อยู่ในบริเวณที่อยู่ปัจจุบันของผู้ใช้ u_1, u_2, u_3, u_4, u_5 และ u_6 และสถานที่ คือ l_1, l_2, l_3, l_4, l_5 และ l_6 สามารถคำนวณหาความคล้ายได้ ดังภาพที่ 3.22

	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	l_6	
u_k	0	2	0	1	0	1	
u_1	1	1	0	4	2	0	$sim(u_k, u_1) = 0.55$
u_2	1	2	0	2	2	0	$sim(u_k, u_2) = 0.53$
u_3	1	2	1	2	2	0	$sim(u_k, u_3) = 0.49$
u_4	1	0	8	0	0	2	$sim(u_k, u_5) = 0.45$
u_5	1	1	0	0	0	9	$sim(u_k, u_4) = 0.35$
u_6	2	0	1	2	3	2	$sim(u_k, u_6) = 0.75$

ภาพที่ 3.22 ตัวอย่างการหาความคล้ายของผู้ใช้ u_k กับผู้ใช้ในระบบ

จากนั้นทำการคัดเลือกผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมการเช็คอินคล้ายกับพฤติกรรมการเช็คอินของผู้ใช้ u_k โดยกำหนดให้ค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ th มีค่าเท่ากับ 0.5 ดังนั้นถ้าผู้ใช้ที่ทำการพิจารณามีค่าความคล้ายที่มากกว่าค่า th แล้วผู้ใช้คนดังกล่าวจะถูกพิจารณาในการทำนายค่าคะแนนความชอบสถานที่ต่อไป แสดงดังภาพที่ 3.23

	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	l_6	$th \geq 0.5$
u_1	1	1	0	4	2	0	$sim(u_k, u_1) = 0.55$
u_2	1	2	0	2	2	0	$sim(u_k, u_2) = 0.53$
u_3	1	2	1	2	2	0	~~$sim(u_k, u_3) = 0.49$~~
u_4	1	0	8	0	0	2	~~$sim(u_k, u_5) = 0.45$~~
u_5	1	1	0	0	0	9	~~$sim(u_k, u_4) = 0.35$~~
u_6	2	0	1	2	3	2	$sim(u_k, u_6) = 0.75$

ภาพที่ 3.23 ตัวอย่างการคัดเลือกผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมการเช็คอินคล้ายกับผู้ใช้ u_k

สำหรับขั้นตอนการทำนายค่าคะแนนความชอบจากการพิจารณาสถานที่ในระแวกใกล้เคียงกับผู้ใช้และผู้ใช้ที่มีความคล้ายกับผู้ใช้ นั่นคือ ผู้ใช้ u_1 u_2 และ u_6 แล้วทำการทำนายค่าคะแนนดังสมการที่ 3.13 แสดงดังภาพที่ 3.24

$$\begin{matrix} & l_1 & l_2 & l_3 & l_4 & l_5 & l_6 \\ u_k & [1.5 & 2 & 2.5 & 1 & 3.1 & 1] \end{matrix}$$
$$pred(u_k, l_1)\, pred(u_k, l_3)\, pred(u_k, l_5)$$

ภาพที่ 3.24 ตัวอย่างการทำนายค่าคะแนนความชอบของผู้ใช้ u_k

ขั้นตอนสุดท้ายคือการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจโดยเรียงลำดับจากค่าคะแนนในการทำนายค่าความชอบจากมากไปน้อย แสดงดังภาพที่ 3.25

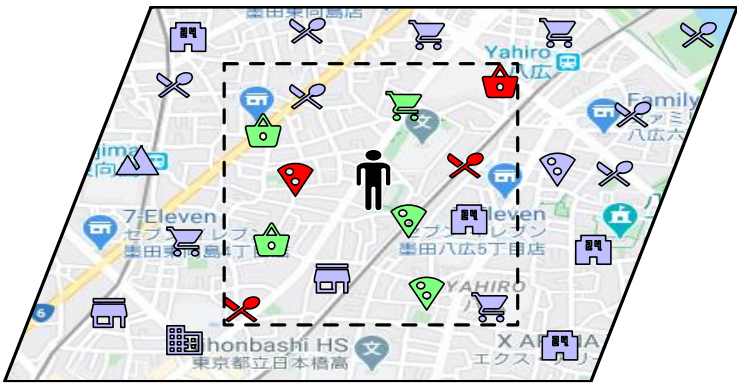
ภาพที่ 3.25 ตัวอย่างการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจสำหรับผู้ใช้ u_k

บทที่ 4
ผลการดำเนินงาน

สำหรับผลการดำเนินงานของวิธีการที่นำเสนอนี้ ประกอบด้วยรายละเอียดในการทดลอง คือ การตั้งค่าการทดลอง วิธีการที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องที่ซึ่งได้แก่ Precision, Recall Average ranking, Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG) และผลการทดลองของวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธี HITS

4.1 การตั้งค่าการทดลองและวิธีการที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพความถูกต้อง

สำหรับการตั้งค่าการทดลองเพื่อประเมินผลวิธีการที่นำเสนอนี้ได้มีการพิจารณาผู้ใช้ซึ่งมีการเช็คอินมากกว่า 1 สถานที่ และสถานที่ต้องถูกเช็คอินโดยผู้ใช้มากกว่า 1 ผู้ใช้เพื่อตัดการพิจารณาสถานที่ที่ผู้ใช้สร้างขึ้นเอง โดยชุดข้อมูลในการทดสอบจะถูกแบ่งชุดข้อมูลฝึกฝนและเลือกใช้วิธีการสุ่มข้อมูลแบบเที่ยงตรง 5 กลุ่ม (5-fold cross validation) สำหรับผู้ใช้ที่อยู่ในข้อมูลชุดทดสอบจะถูกพิจารณาเป็นผู้ใช้ทดสอบ โดยวิธีการที่นำเสนอนี้ได้ทำการเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธี HITS (Bao et al., 2012)(Bagci & Karagoz, 2016) ซึ่งเป็นวิธีการแนะนำสถานที่แบบโดยรวมสำหรับแนะนำผู้ใช้ใหม่ ดังนั้นในผลการดำเนินงานจึงได้ใช้ขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่สำหรับผู้ใช้ใหม่ที่เรียกว่า ระบบแนะนำสถานที่ที่น่าสนใจมากที่สุดเอ็นอันดับ (N-most Interesting location-based recommender system , NILR) ในผลการทดลองที่นำเสนอนี้ได้ทำการทดลองโดยพิจารณาจำนวนรายการแนะนำสถานที่ที่ 1 รายการ (N=1) จนถึง 10 รายการ (N=10) ดังนั้นผู้ใช้ที่พิจารณาเป็นข้อมูลทดสอบจะต้องมีสถานที่ในขอบเขตที่พิจารณามากกว่า 10 สถานที่ ที่ซึ่งขอบเขตของสถานที่ที่ถูกพิจารณาเป็นพื้นที่ปัจจุบันของผู้ใช้โดยใช้วิธี Minimum Bounding Rectangle (MBR) (Bao et al., 2012)(Ying et al., 2017) ดังภาพที่ 4.1 โดยสถานที่สีแดงคือสถานที่ทดสอบซึ่งเป็นสถานที่ที่ใช้ในการกำหนดขอบเขตการพิจารณา (กำหนดให้สถานที่ทดสอบต้องถูกไปโดยผู้ใช้ทดสอบมากกว่า 1 ครั้ง ถึงแสดงถึงความชอบของผู้ใช้) สถานที่สีเขียวคือสถานที่ที่ถูกแนะนำไปยังผู้ใช้และสถานที่สีฟ้าคือสถานที่ทั่วไป



ภาพที่ 4.1 ตัวอย่างการจำลองสถานที่ปัจจุบันของผู้ใช้โดยใช้วิธี MBR

สำหรับวิธีการที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของรายการแนะนำในงานวิจัยนี้ได้ใช้ทั้งหมด 3 วิธีการวัดประกอบด้วยวิธี Precision และวิธี Recall สำหรับการวัดความถูกต้องของรายการแนะนำและขั้นตอนวิธี Average ranking และวิธี Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG) สำหรับการวัดความถูกต้องของอันดับของรายการแนะนำ ดังสมการที่ 4.1 4.2 และ 4.3 ตามลำดับ

$$Precision = \frac{\#correct_retrieved}{N} \tag{4.1}$$

$$Recall = \frac{\#correct_retrieved}{\#relevant} \tag{4.2}$$

$$Average\ ranking = \frac{\sum_{i=0}^{n} rank_i}{\#testloc} \tag{4.3}$$

$$NDCG = \frac{DCG}{IDCG} \tag{4.4}$$

กำหนดให้ $\#correct_retrieved$ คือ จำนวนความถูกต้องของรายการแนะนำ

N คือ จำนวนของรายการแนะนำ

$\#relevant$ คือ จำนวนของสถานที่ทดสอบทั้งหมด

$rank$ คือ อันดับของรายการแนะนำ

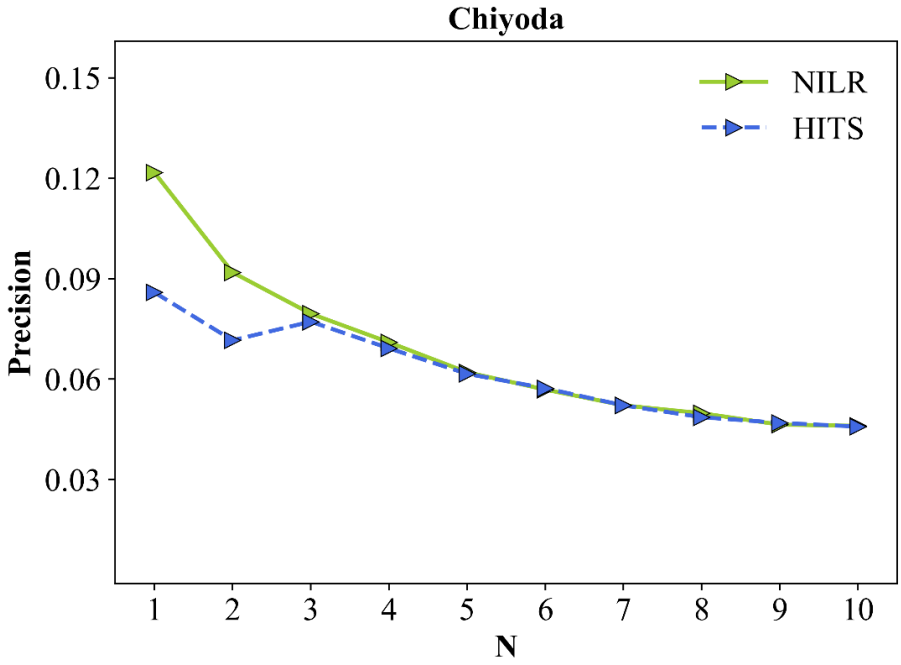
$\#testloc$ คือ จำนวนทั้งหมดที่ปรากฏในรายการแนะนำของทั้งสองวิธีการ

DCG คือ $\sum_{i=1}^{N} \frac{relevance_i}{log_2(i+1)}$ ที่ $relevance_i$ คืออันดับที่ i ของสถานที่ที่แนะนำถูก

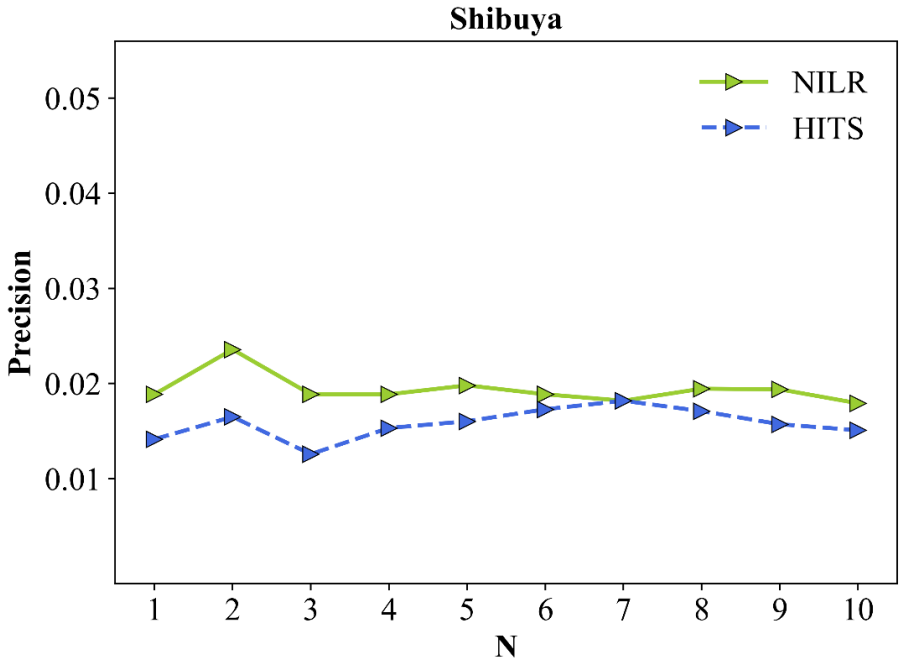
$IDCG$ คือ $\sum_{i=1}^{N} \frac{2^{relevance_i - 1}}{log_2(i+1)}$

4.2 ผลการทดลอง

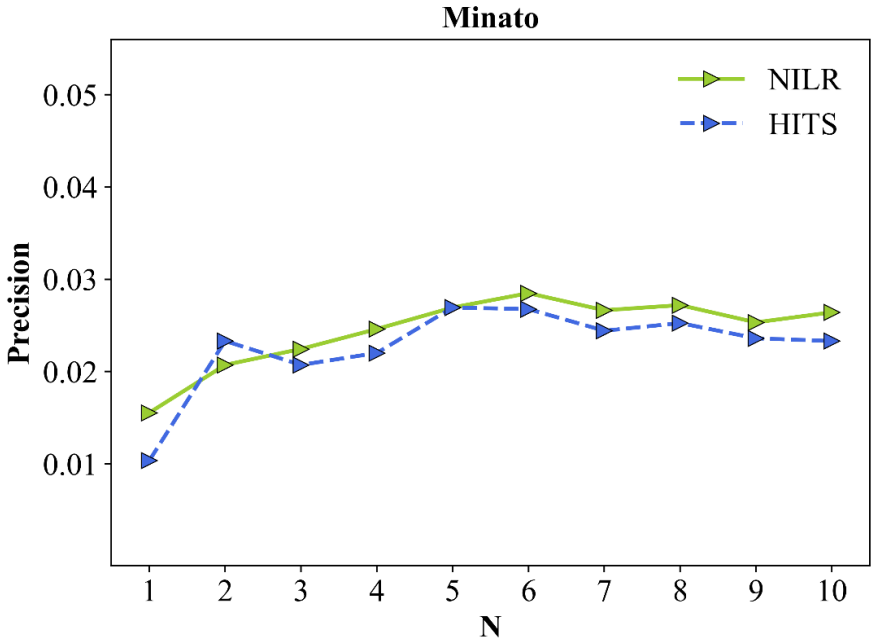
สำหรับผลการทดลองของขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอโดยเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธี HITS โดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision Recall Average ranking และ Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG) แสดงผลลัพธ์ของการทดลองของวิธีการวัดผลแบบ Precision แสดงดังภาพที่ 4.2 ถึง 4.7 วิธีการวัดผลแบบ Recall แสดงดังภาพที่ 4.8 ถึง 4.13 วิธีการวัดผลแบบ Average ranking แสดงดังภาพที่ 4.14 ถึง 4.19 และวิธีการวัดผลแบบ Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG) แสดงดังภาพที่ 4.20 ถึง 4.25 จากผลการทดลองที่นำเสนอแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอมีความถูกต้องในการสร้างรายการแนะนำสถานที่ที่มากกว่าขั้นตอนวิธี HITS โดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision และ Recall ในเมือง Chiyoda Shibuya Minato Chuo และ New York แต่ในเมือง Shinjuku ขั้นตอนวิธี HITS ให้ความถูกต้องโดยเฉลี่ยที่มากกว่าขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอ เนื่องจากผู้ใช้ในเมือง Shinjuku มักชอบไปเที่ยวชมในสถานที่ที่โดดเด่นทางด้านความถี่มากกว่าสถานที่ทางด้านความชอบ สำหรับการวัดความถูกต้องโดยพิจารณาตำแหน่งในการแนะนำสถานที่ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอสามารถให้ความถูกต้องโดยเฉลี่ยที่มากกว่าขั้นตอนวิธี HITS ในทุกเมือง โดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking และวิธี Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG)



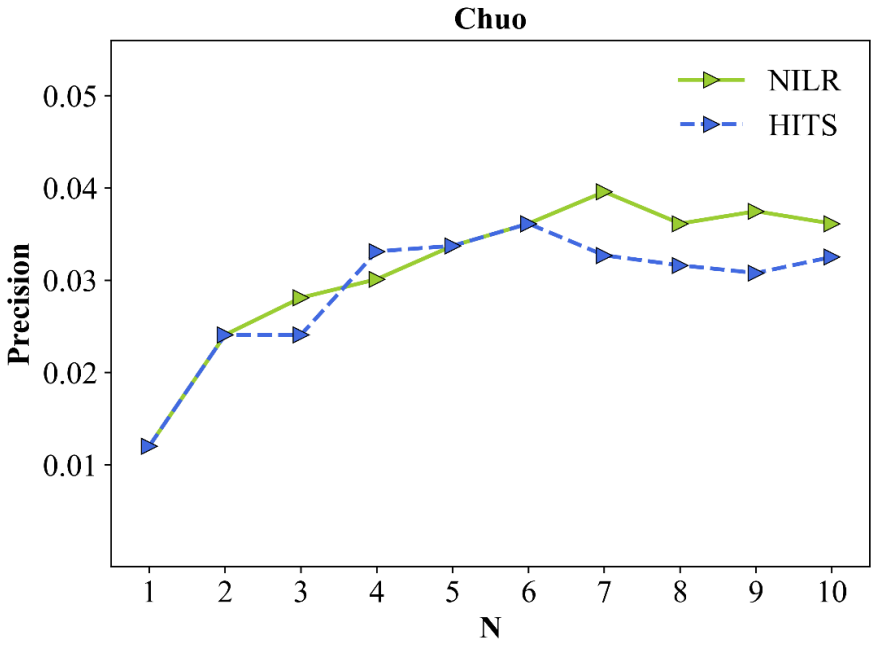
ภาพที่ 4.2 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda



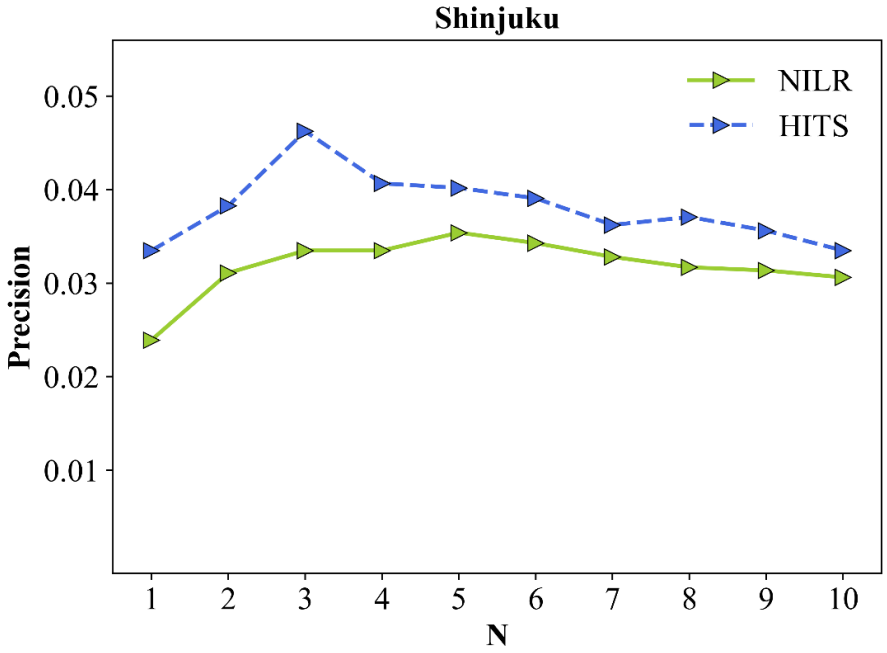
ภาพที่ 4.3 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya



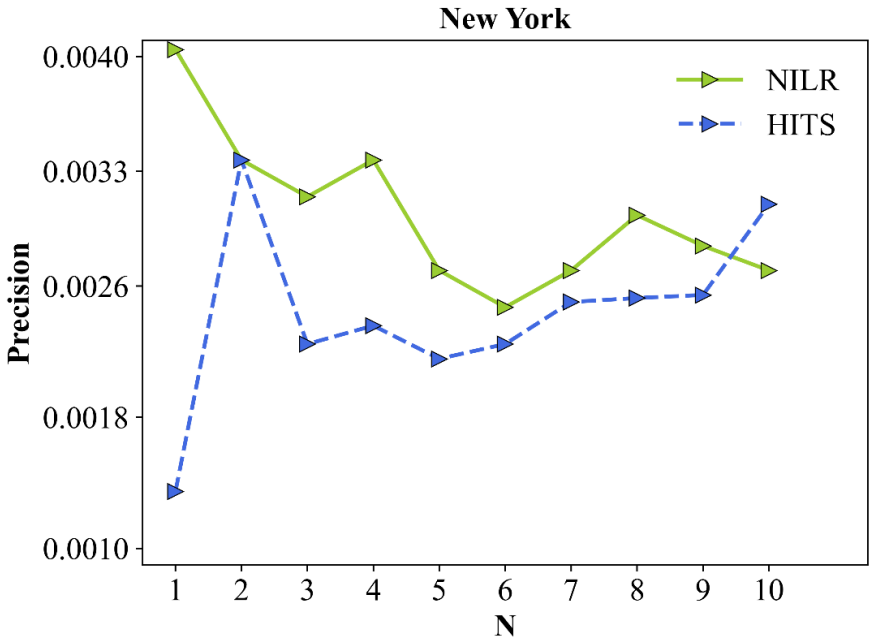
ภาพที่ 4.4 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato



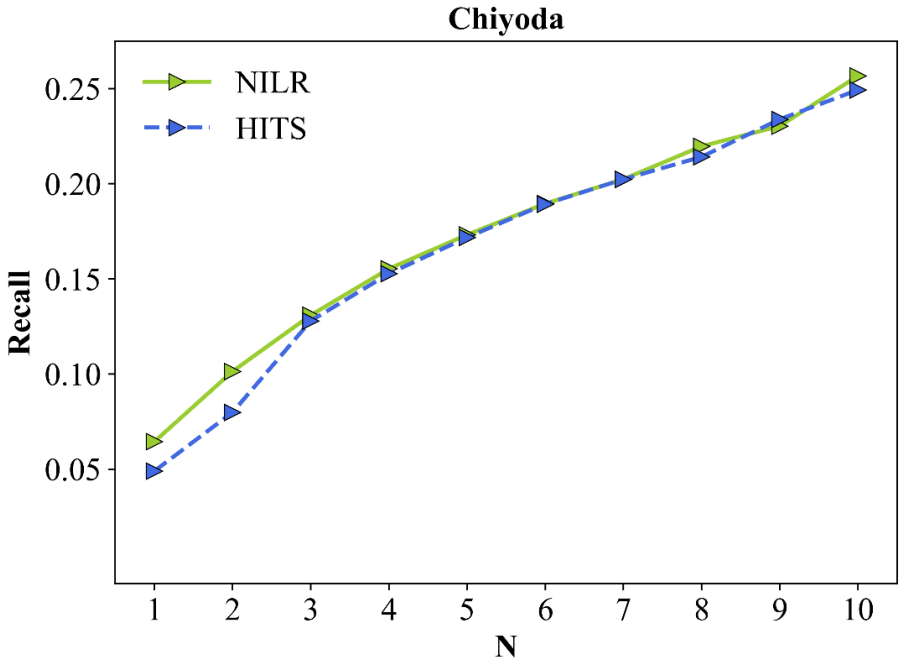
ภาพที่ 4.5 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo



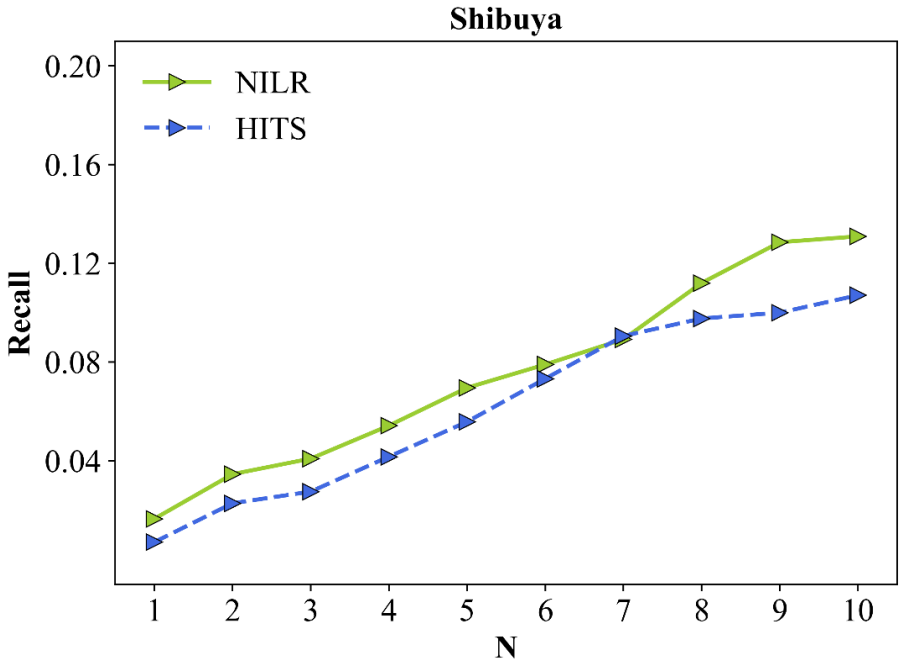
ภาพที่ 4.6 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku



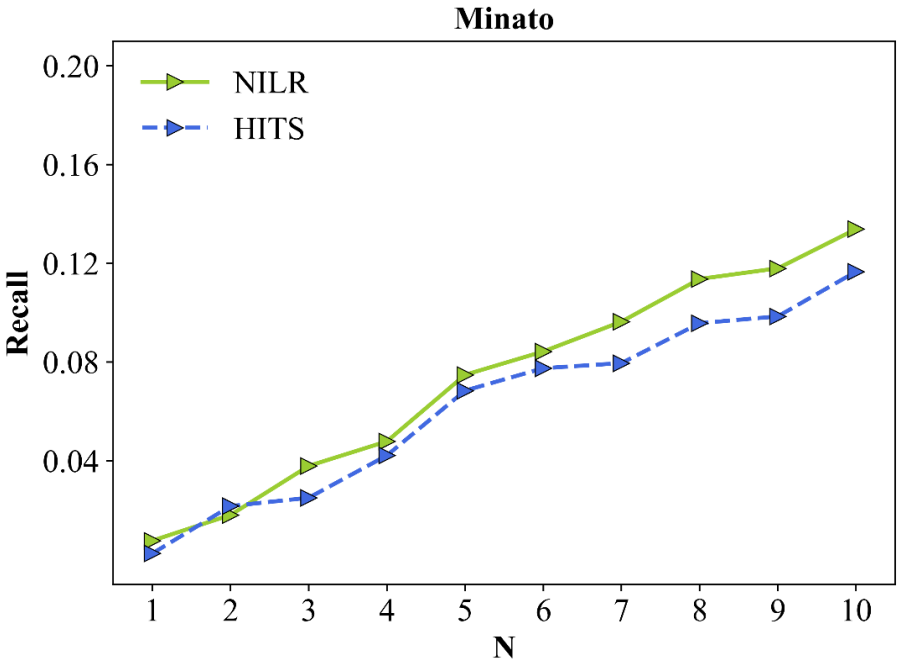
ภาพที่ 4.7 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York



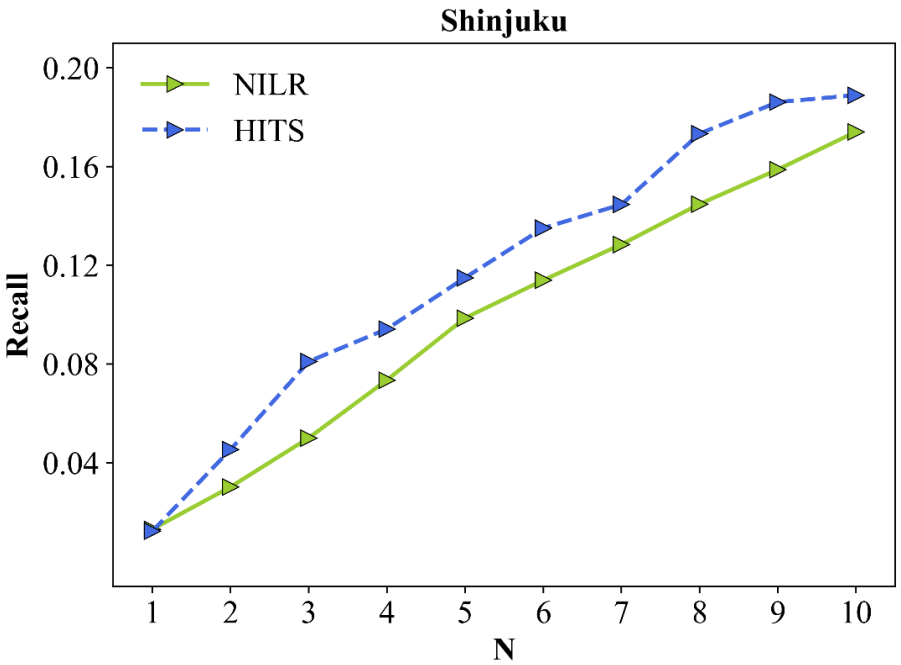
ภาพที่ 4.8 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda



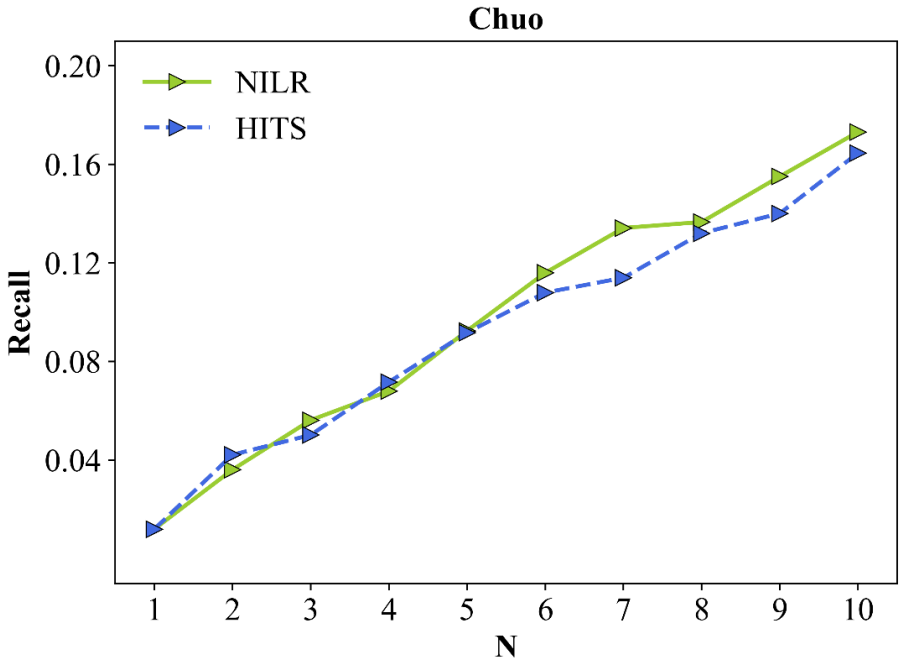
ภาพที่ 4.9 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya



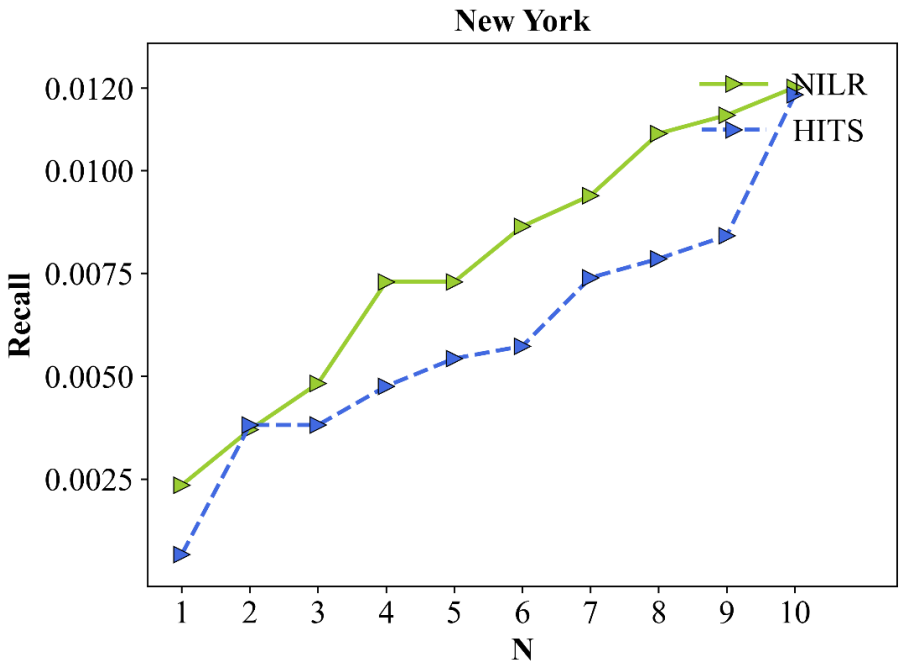
ภาพที่ 4.10 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato



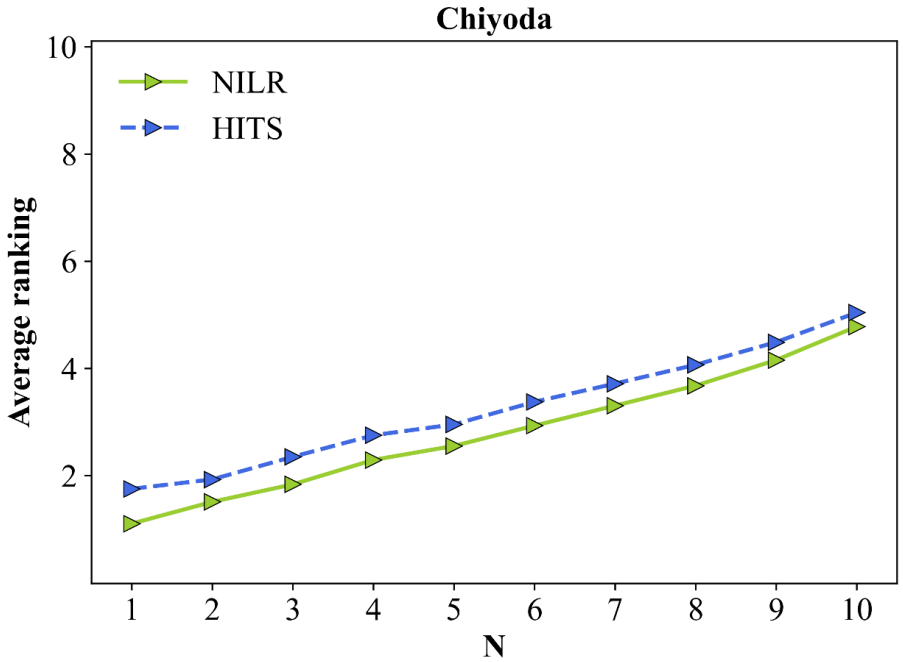
ภาพที่ 4.11 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku



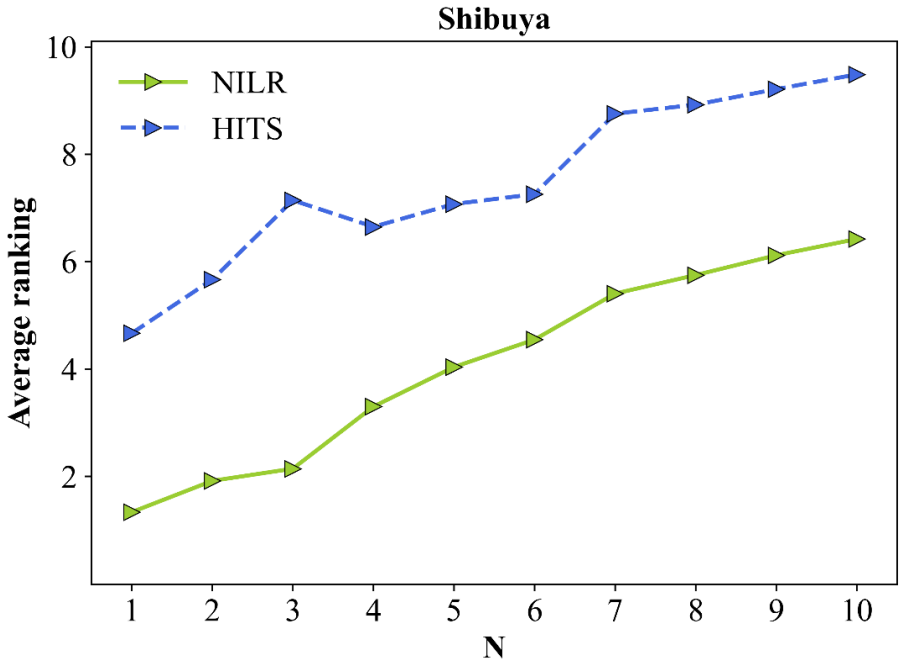
ภาพที่ 4.12 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo



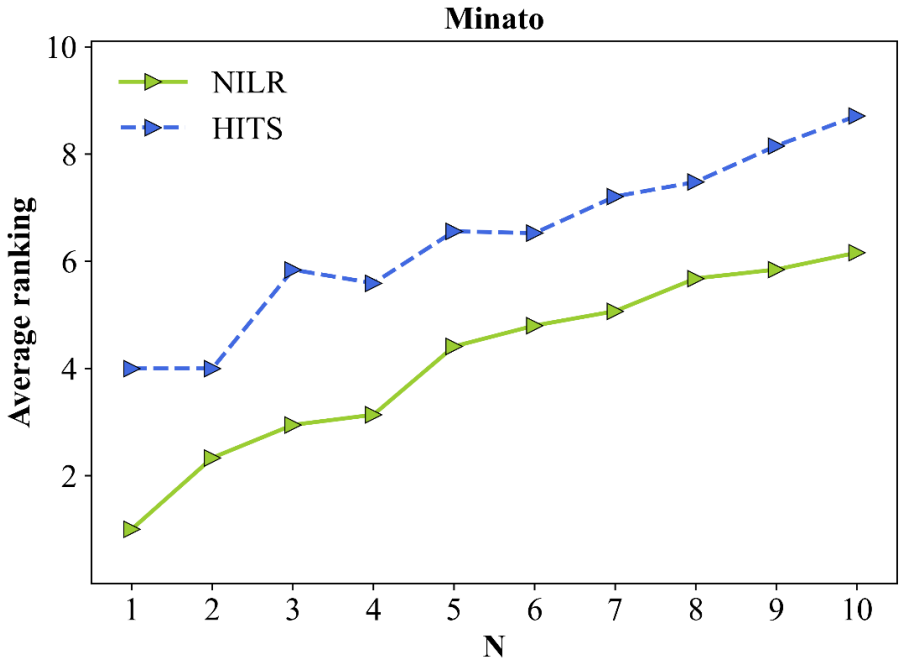
ภาพที่ 4.13 ผลความถูกต้องโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York



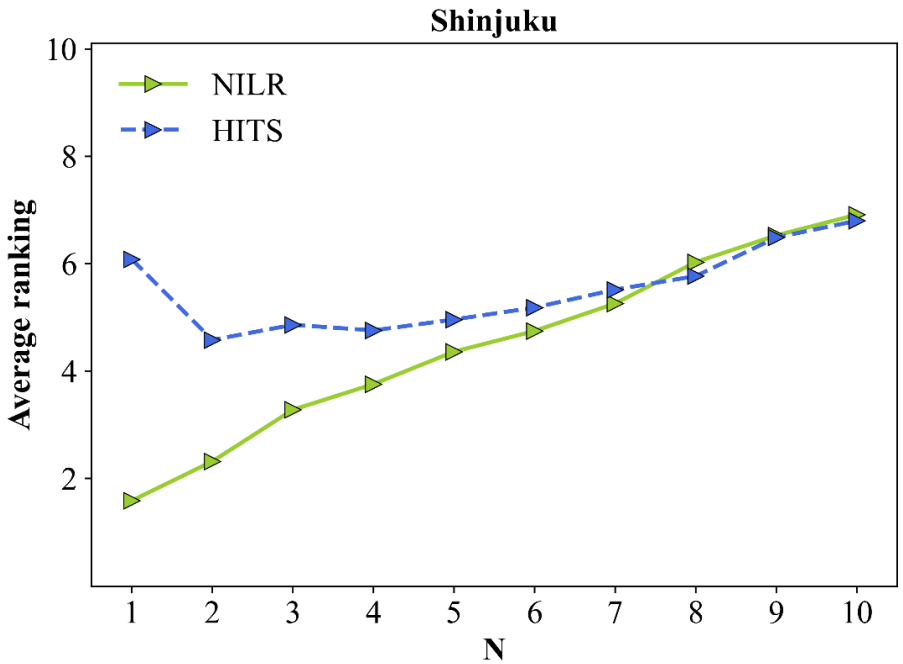
ภาพที่ 4.14 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda



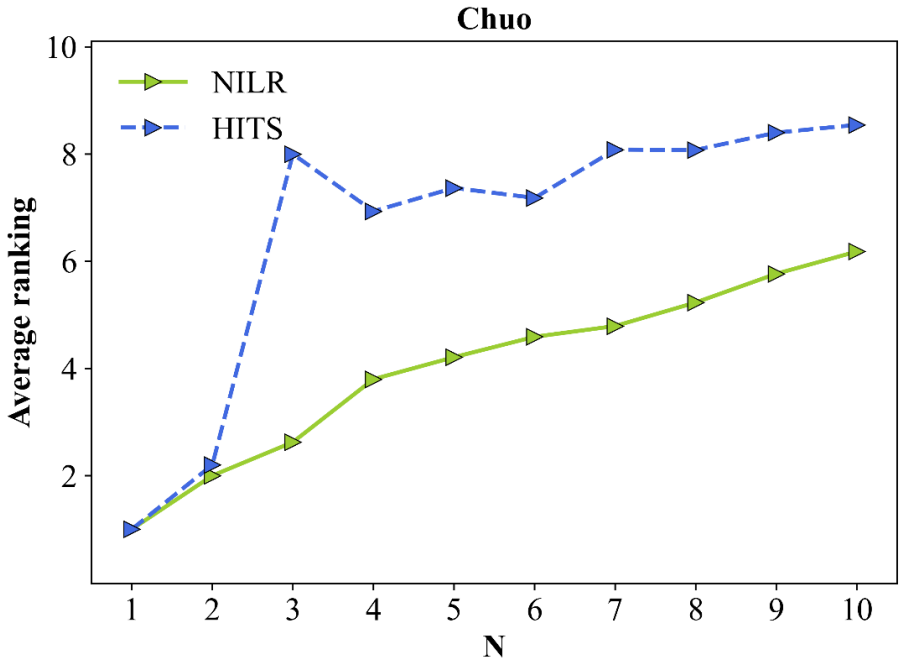
ภาพที่ 4.15 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya



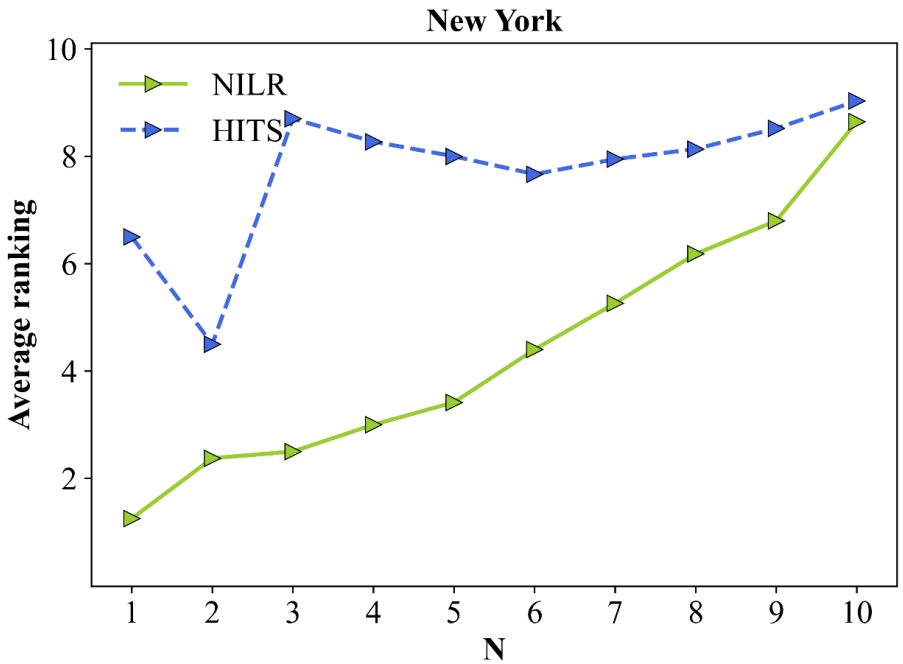
ภาพที่ 4.16 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato



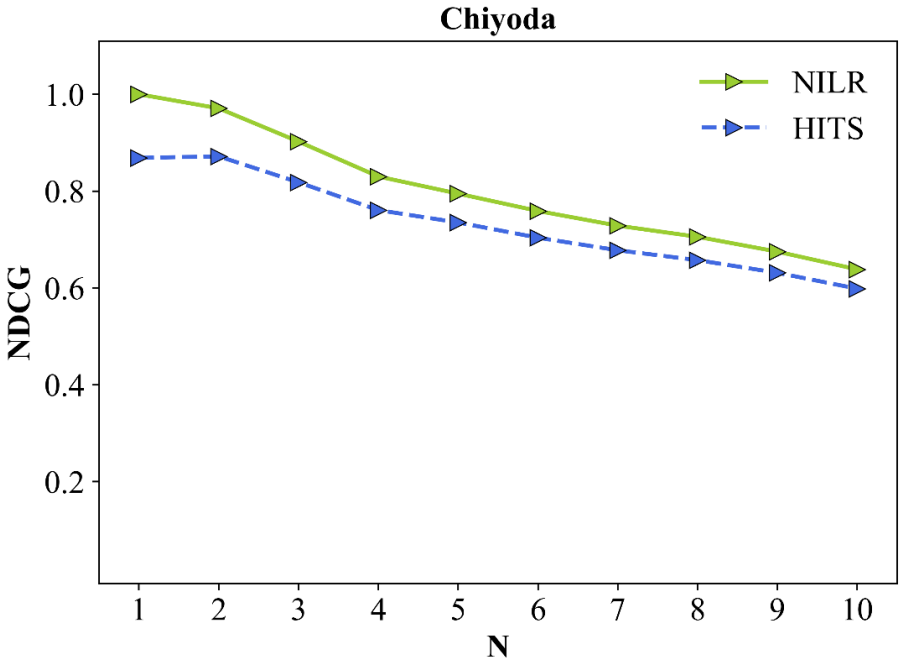
ภาพที่ 4.17 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku



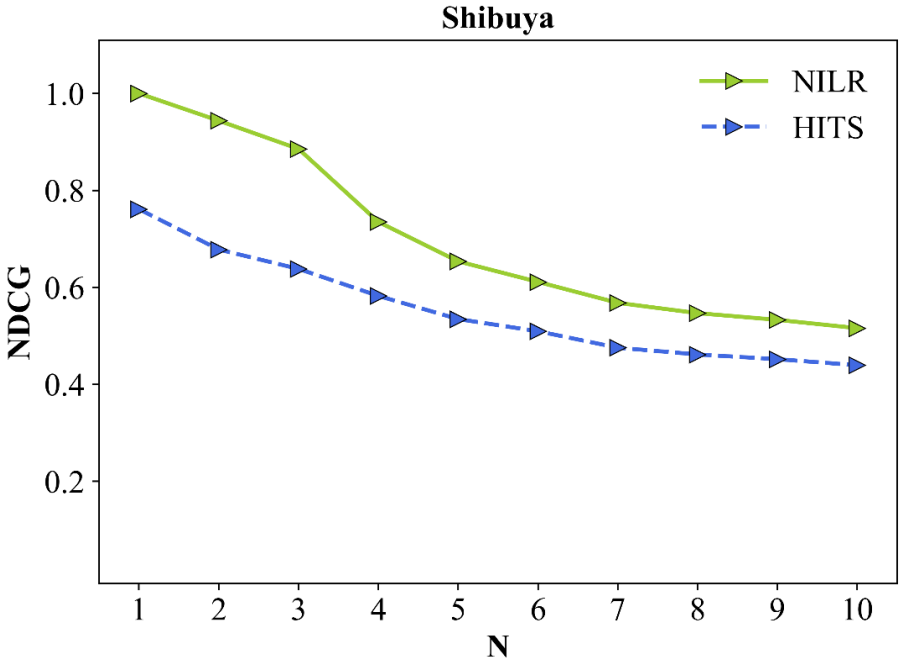
ภาพที่ 4.18 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo



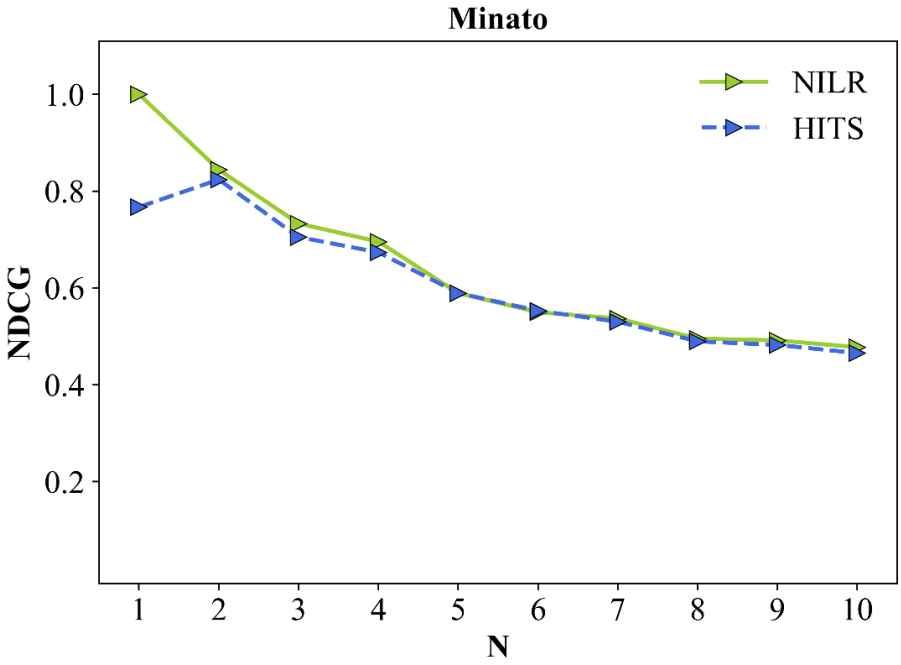
ภาพที่ 4.19 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York



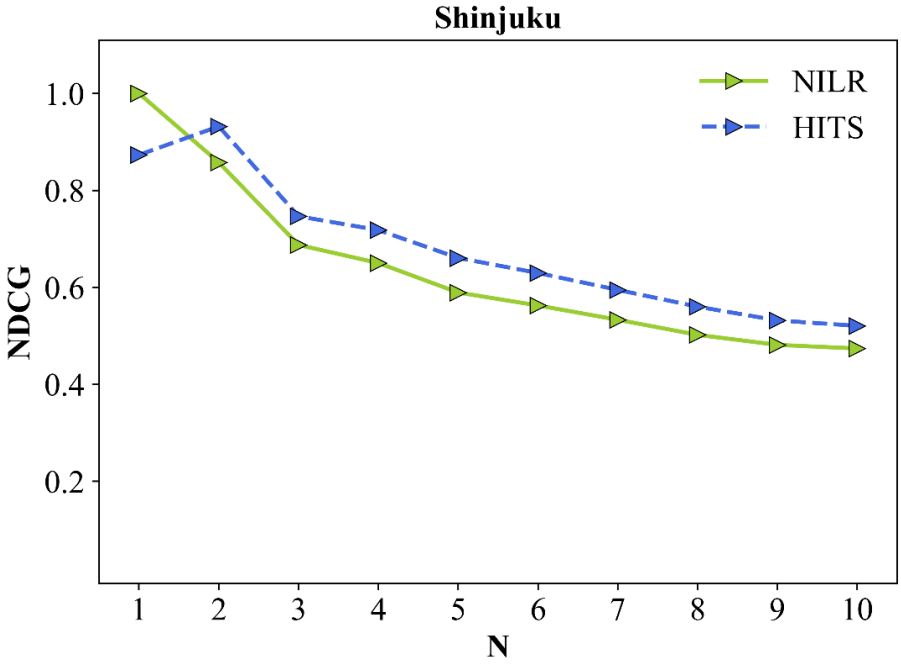
ภาพที่ 4.20 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chiyoda



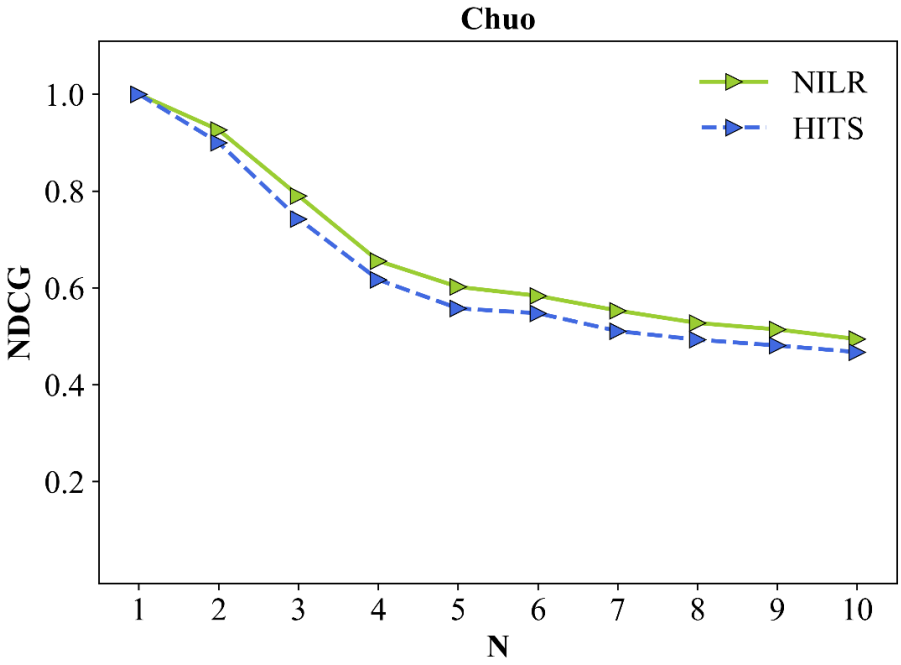
ภาพที่ 4.21 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shibuya



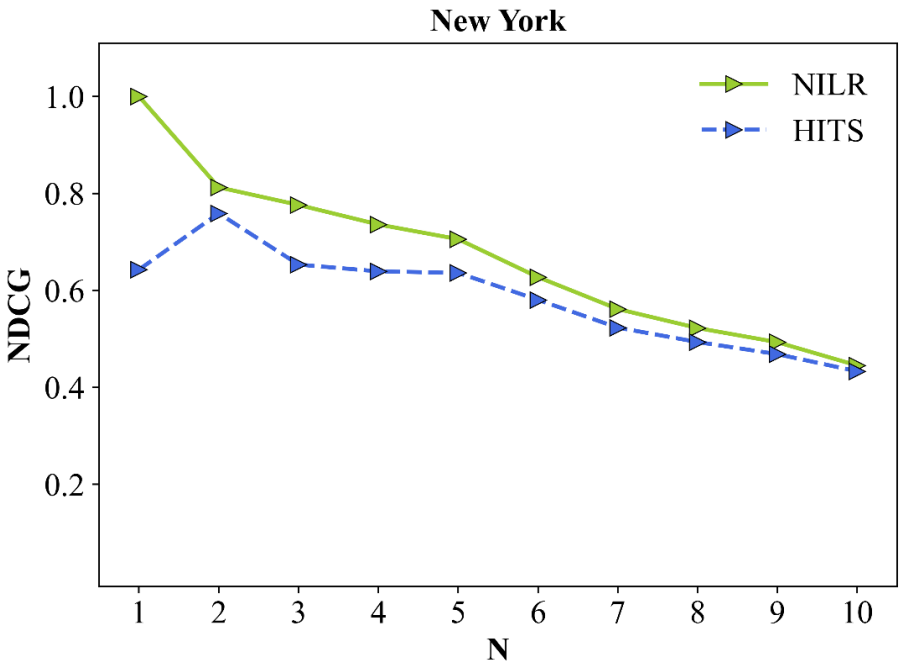
ภาพที่ 4.22 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Minato



ภาพที่ 4.23 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Shinjuku



ภาพที่ 4.24 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง Chuo



ภาพที่ 4.25 ผลความถูกต้องของการจัดอันดับโดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG โดยพิจารณารายการแนะนำที่ 1 ถึง 10 รายการสถานที่ของเมือง New York

บทที่ 5
สรุปและอภิปรายผล

ในงานวิจัยนี้จึงได้ให้ความสำคัญกับการพัฒนาขั้นตอนวิธีการสร้างรายการแนะนำสถานที่ตามความชอบของผู้ใช้ โดยได้นำเสนอการสร้างรายการแนะนำสถานที่ให้กับผู้ใช้ 2 ประเภท คือ 1. สำหรับผู้ใช้ใหม่หรือผู้ใช้ที่มีการเช็คอินน้อยครั้ง โดยพิจารณาความนิยมของสถานที่เฉพาะพื้นที่เพื่อแก้ไขปัญหาความเบาบางของข้อมูลและปัญหาการแนะนำสำหรับผู้ใช้ใหม่ ในขั้นตอนนี้จะทำการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี HITS โดยพิจารณาความถี่ในการเช็คอินร่วมกับคำนึงถึงการกลับมาเที่ยวชมหรือใช้บริการซ้ำต่อสถานที่ของผู้ใช้ และ 2. สำหรับผู้ใช้ที่มีการเช็คอินที่มากเพียงพอเพื่อสร้างรายการแนะนำส่วนบุคคล ได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลร่วม (Collaborative filtering) ในการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยทำการหาความคล้ายของผู้ใช้เป้าหมายกับผู้ใช้ภายในพื้นที่เพื่อหาผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมที่ใกล้เคียงกัน จากนั้นจะทำการเลือกผู้ใช้ที่มีความคล้ายกับผู้ใช้เป้าหมายมากที่สุดเคอันดับและสุดท้ายจะทำการทำนายค่าคะแนนความชอบของสถานที่ที่ผู้ใช้เป้าหมายไม่เคยไปเที่ยวชมเพื่อทำการสร้างรายการแนะนำที่คาดว่าผู้ใช้เป้าหมาย

จากผลการทดลองของขั้นตอนวิธีการที่นำเสนอ แสดงให้เห็นถึงความถูกต้องในการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision Recall Average ranking และ NDCG เมื่อทำการเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีการ HITS โดยการวัดความถูกต้องของการสร้างรายการแนะนำสถานที่โดยใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision และ Recall จากการวัดความถูกต้องทั้งสองวิธีการนี้มีความถูกต้องที่ใกล้เคียงกัน โดยค่าความถูกต้องของ Precision และ Recall วิธีการที่นำเสนอมีความถูกต้องที่มากกว่าขั้นตอนวิธีการ HITS โดยเฉลี่ยในทุกเมือง ยกเว้นเมือง Shinjuku เนื่องจากผู้ใช้ในเมือง Shinjuku มีการเที่ยวชมในสถานที่ที่มีจำนวนการเช็คอินสูงแต่มีการเที่ยวชมซ้ำต่ำส่งผลให้ขั้นตอนวิธีการ HITS มีความถูกต้องโดยเฉลี่ยมากกว่าวิธีการที่นำเสนอ แต่ในเมืองอื่น ๆ ผู้ใช้มักมีการเที่ยวชมในสถานที่ที่มีจำนวนการเที่ยวชมซ้ำสูง ส่งผลให้วิธีการที่นำเสนอมีความถูกต้องโดยเฉลี่ยมากกว่าขั้นตอนวิธีการ HITS จากผลสรุปของการทดลอง วิธีการที่นำเสนอสามารถให้ความถูกต้องโดยเฉลี่ยมากกว่าขั้นตอนวิธี HITS ด้วยวิธีการวัดประสิทธิภาพ Precision ที่ 6.37% สำหรับ Tokyo (Chiyoda Minato Shinjuku Shibuya และ Chuo) และ 6.13% สำหรับ New York สำหรับวิธีการวัดประสิทธิภาพ Recall ที่ 24.43% สำหรับ Tokyo และ 30.20% สำหรับ New York สำหรับวิธีการวัดความถูกต้องของอันดับรายการแนะนำสถานที่ วิธีการที่นำเสนอสามารถให้ความถูกต้องโดยเฉลี่ยมากกว่าขั้นตอนวิธี HITS ด้วยวิธีการวัดประสิทธิภาพ Average ranking ที่ 30.27% สำหรับ Tokyo และ 43.28% สำหรับ New York สำหรับวิธีการวัดประสิทธิภาพ NDCG ที่ 8.01% สำหรับ

Tokyo และ 14.60% สำหรับ New York จากผลการทดลองที่กล่าวมาข้างต้น วิธีการที่นำเสนอสามารถสร้างรายการแนะนำได้อย่างถูกต้องในมุมมองทางด้านความถี่และด้านความชอบมากกว่าขั้นตอนวิธี HITS ทั้งในด้านรายการแนะนำสถานที่และด้านอันดับของรายการแนะนำสถานที่

บรรณานุกรม

Zheng, Y., Zhang, L., Xie, X., & Ma, Y. (2009) Mining interesting locations and travel sequences from gps trajectories. In WWW, pages 791--800, 2009.

Xiao, X., Zheng, Yu., Luo, Q., & Xie, X. (2010) Finding similar users using category-based location history. In Proceedings of the 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS '10). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 442–445.

Zheng, W. V., Cao, B., Zheng, Y., Xie, X. & Yang, Q. (2010) Collaborative filtering meets mobile recommendation: a user-centered approach. In Proceedings of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'10). AAAI Press, 236–241.

Zheng, W. V., Zheng, Y., Xie, X., & Yang, Q. (2010) Collaborative location and activity recommendations with GPS history data. In Proceedings of the 19th international conference on World wide web (WWW '10).

Zheng, Y., & Xie, X. (2011) Location-based social networks: Locations. In Computing with Spatial Trajectories, Springer, 277--308.

Symeonidis, P., Papadimitriou, A., Manolopoulos, Y., Senkul, P., & Toroslu, I. (2011) Geo-social recommendations based on incremental tensor reduction and local path traversal. In Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks (LBSN '11). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 89–96.

Zhou, D., Wang, B., Rahimi, S. M., & Wang, X. (2012). A Study of Recommending Locations on Location-Based Social Network by Collaborative Filtering. Lecture Notes in Computer Science, 255–266.

Levandoski, J. J., Sarwat, M., Eldawy, A., & Mokbel, F. M. (2012). LARS: A Location-Aware Recommender System. 2012 IEEE 28th International Conference on Data Engineering, Washington, DC, 2012, pp. 450-461.

Bao, J., Zheng, Y., & Mokbel, F. M. (2012) Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data. In Proceedings of the 20th

International Conference on Advances in Geographic Information Systems (SIGSPATIAL '12). ACM, New York, NY, USA, 199-208.

Long, X. & Joshi, J. (2013) A HITS-based POI recommendation algorithm for location-based social networks. In Proceedings of the 2013 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM '13). ACM, New York, NY, USA, 642-647.

Yuan, Q., Cong, Gao., Ma, Z., Sun, A., & Magnenat- Thalmann, N. (2013) Time-aware point-of-interest recommendation. In Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval (SIGIR '13), 2013.

Gao, H., Tang, J., Hu, X., & Liu, H. (2013) Exploring temporal effects for location recommendation on location-based social networks. In Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems (RecSys '13), 2013.

Preotiuc-Pietro, D. & Cohn, T. (2013) Mining user behaviours: a study of check-in patterns in location based social networks. In Proceedings of the 5th Annual ACM Web Science Conference (WebSci '13), 2013.

Yin, H., Sun, Y., Cui, B., Hu, Z. & Chen, L. (2013) LCARS: a location-content-aware recommender system, Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, August 11-14, 2013.

Liu, X., Liu, Y., Aberer, K., & Miao, C. (2013) Personalized point-of-interest recommendation by mining users' preference transition. In Proceedings of the 22nd ACM international conference on Information & Knowledge Management (CIKM '13), 2013.

Zheng, Y., Capra, L., Wolfson O., & Yang, H. (2014) Urban computing: Concepts, methodologies, and applications. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology 5, 3 (2014), 38--55.

Wang, H., Li, G., & Feng, J. (2014) Group-Based Personalized Location Recommendation on Social Networks. In: Chen L., Jia Y., Sellis T., Liu G. (eds) Web Technologies and Applications. APWeb 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8709. Springer.

Yu, Y. & Chen, X. (2015) A survey of point-of-interest recommendation in location-based social networks. In Workshops at the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2015.

Zhang J-D., Chow, C-Y., & Zheng, Y. (2015) ORec: An Opinion-Based Point-of-Interest Recommendation Framework. In Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management (CIKM '15), 2015.

Yang, D., Zhang, D., Zheng, W. V., & Yu, Z. (2015) Modeling User Activity Preference by Leveraging User Spatial Temporal Characteristics in LBSNs, in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 45, no. 1, pp. 129-142.

Bagci, H. & Karagoz, P. (2016) Context-aware location recommendation by using a random walk-based approach. Knowl. Inf. Syst. 47, 2 (May 2016), 241-260.

Zhao, S., King, I, & Lyu, R. M. (2016) A survey of point-of-interest recommendation in location-based social networks. arXiv preprint arXiv:1607.00647, 2016.

Chen, J., Li, X., Cheung, K. W., & Li, K. (2 0 1 6) Effective successive POI recommendation inferred with individual behavior and group preference. Neurocomput. 210, C (October 2016), 174–184.

Zhang., J., & Chow C. (2016) TICRec: A Probabilistic Framework to Utilize Temporal Influence Correlations for Time-Aware Location Recommendations, in IEEE Transactions on Services Computing, vol. 9, no. 4, pp. 633-646, 1 July-Aug, 2016.

Ying, Y., Chen, L., & Chen, G. (2017) A temporal-aware poi recommendation system using context-aware tensor decomposition and weighted hits. Neurocomputing, 242 (2017), pp. 195-205.

Si, Y., Zhang, F., & Liu, W. (2017) CTF-ARA: An adaptive method for POI recommendation based on check-in and temporal features. Knowl.-Based Syst. 128, 59–70, 2017.

Kefalas, P., Symeonidis, P., & Manolopoulos, Y. (2017) Recommendations based on a heterogeneous spatio-temporal social network, World Wide Web (2017) 1– 27, 2017.

Ding, Z., Li, X., Jiang, C., & Zhou, M. (2018). Objectives and state-of-the-art of location-based social network recommender systems, ACM Comput. Surv. (CSUR), 51 (1) (2018).

Lim, H. K., Chan, J., Leckie, C., & Karunasekera, J. (2018) Personalized trip recommendation for tourists based on user interests, points of interest visit durations and visit recency. Knowl Inf Syst 54, 375–406 (2018).

Ding, Z., Li, X., Jiang, C., & Zhou, M. (2018) Objectives and State-of-the-Art of Location-Based Social Network Recommender Systems. ACM Comput. Surv. 51, 1, Article 18, 2018.

Cao, J., Xu, S., Zhu, X., Lv, R. & Liu, B. (2018) Effective fine-grained location prediction based on user check-in pattern in LBSNs, Journal of Network and Computer Applications, Volume 108, 2018, Pages 64-75.

Jiuxin C., Yuntao Y., Biwei C., Lingyun X. & Shancang L. (2019). Local experts finding using user comments in location‐based social networks. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 30(9).

Si, Y., Zhang, F., & Liu, W. (2019) "An adaptive point-of-interest recommendation method for location-based social networks based on user activity and spatial features." Knowledge-Based Systems 163: 267-282.

Puspitaningrum, D., Fernando, J., Afriando, E., Utama, P. F., Rahmadini, Rina & Pinata, Y. (2019) Finding Local Experts for Dynamic Recommendations Using Lazy Random Walk, 7th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM), Jakarta, Indonesia, 2019, pp. 1-6

Lim, H. K., Chan, J., Karunasekera, J., & Leckie, C. (2019) Tour recommendation and trip planning using location-based social media: a survey. Knowl Inf Syst 60, 1247–1275 (2019).

Geng, B., Jiao, L., Gong, M., Li, L. & Wu, Y. (2019) A two-step personalized location recommendation based on multi-objective immune algorithm, Information Sciences, Volume 475, 2019, Pages 161-181.

Xu, S., Fu, X., Cao, J., Liu, B. & Wang, Z. (2020) Survey on user location prediction based on geo-social networking data. World Wide Web 23, 1621–1664.

Sun J., Matsushima Y. & Ma Q. (2021) Property Analysis of Stay Points for POI Recommendation. In: Strauss C., Kotsis G., Tjoa A.M., Khalil I. (eds) Database and Expert Systems Applications. DEXA 2021. Lecture Notes in Computer Science, vol 12923. Springer, Cham.

Yin M., Liu Y., Zhou X. & Sun G. (2021) A tensor decomposition based collaborative filtering algorithm for time-aware POI recommendation in LBSN. Multimed Tools Appl 80, 36215–36235.