

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

ThaiPerformRec: ระบบแนะนำแบบไฮบริดที่คำนึงถึงบริบทแบบครบวงจรสำหรับ  
ศิลปะการแสดงไทย พร้อมความสามารถในการอธิบายผลตามอนุกรมวิธาน  
ThaiPerformRec: An End-to-End Context-Aware Hybrid Recommender  
System for Thai Performing Arts with Taxonomy-Based Explainability

พิชญา ตำนิล

นักศึกษาระดับปริญญาเอก

สาขาวิชาเทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ

## บทคัดย่อ

ศิลปะการแสดงไทยเป็นมรดกภูมิปัญญาทางวัฒนธรรมที่สำคัญ อย่างไรก็ตาม การค้นหาและเข้าถึงข้อมูลผ่านระบบออนไลน์ยังคงทำได้ยาก เนื่องจากคำบรรยายมีความกระจัดกระจาย ข้อความภาษาไทยมีสัญญาณรบกวนสูง และมีข้อกำหนดด้านความเหมาะสมตามโอกาสที่เข้มงวด งานวิจัยนี้แนะนำเสนอ ThaiPerformRec ซึ่งเป็นระบบแนะนำแบบไฮบริดที่คำนึงถึงบริบทแบบครบวงจร โดยบังคับใช้บริบทผ่านข้อจำกัดบริบทย่อยระดับโอกาสแบบเข้มงวด เพื่อคัดกรองเฉพาะรายการที่สอดคล้องเข้าสู่ ชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือก ก่อนกระบวนการจัดอันดับ และรองรับการติดตามที่มาของเหตุการณ์แนะนำได้ผ่านโครงสร้างอนุกรมวิธานและความเชื่อมโยงเชิงคำ-รายการแสดง

กระบวนการดำเนินงานประกอบด้วย 5 ระยะหลัก ได้แก่ (1) การเตรียมข้อมูลและจัดกลุ่มคำสำคัญเพื่อสร้างโครงสร้างมหภาคเชิงความหมาย โดยให้ค่า Silhouette เท่ากับ 0.7115 และดัชนี Davies-Bouldin เท่ากับ 0.3948 (2) การคัดกรองคำหยุดเชิงอรรถศาสตร์ด้วยแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ภายใต้สคีมาที่ตรวจสอบได้ ซึ่งให้จำนวนคำสำคัญคงเหลืออยู่ในช่วง 109–574 คำ (3) การสร้างอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการ 4 ชั้นตามพิมพ์เขียวที่กำหนดโดยใช้ Gemini (4) การเชื่อมโยงคำสำคัญกับรายการแสดงด้วยการจับคู่แบบฟัชชันภายใต้ค่าเกณฑ์ความคล้าย โดยให้ค่า F1-score เท่ากับ 0.8937 ที่ค่าเกณฑ์  $\tau = 90$  และ (5) การประเมินระบบแนะนำภายใต้ ขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกสูงสุด เท่ากับ 100 พบว่าแบบจำลองเชิงเนื้อหา multilingual-e5-large ให้ค่า nDCG@10 เท่ากับ  $0.8873 \pm 0.0095$  ขณะที่การผสมแบบไฮบริดสามารถยกระดับผลลัพธ์จากแบบจำลองเชิงพฤติกรรม LightGCN ( $0.7800 \pm 0.0231$ ) เป็น  $0.8619 \pm 0.0164$  โดยยังคงความสามารถในการอธิบายผลตามลำดับชั้นอนุกรมวิธานและการแนบหลักฐานเชิงคำ-รายการแสดงอย่างเป็นระบบ

**คำสำคัญ** การแนะนำที่คำนึงถึงบริบท, ระบบแนะนำแบบไฮบริด, ศิลปะการแสดงไทย, ปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

## 1. บทนำ

ศิลปะการแสดงไทยเป็นมรดกทางวัฒนธรรมที่จับต้องไม่ได้ ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการธำรงอัตลักษณ์ทางสังคมและวัฒนธรรม ตลอดจนจรรยาบรรณคุณค่าทางจิตวิญญาณและวิถีชีวิตของชุมชน อีกทั้งยังทำหน้าที่เป็นสื่อกลางในการเรียนรู้และถ่ายทอดองค์ความรู้จากรุ่นสู่รุ่น [1], [2] ในบริบทนี้ ศิลปะการแสดง หมายถึง ศิลปะที่ถ่ายทอดผ่านการเคลื่อนไหว เสียง และการแสดงของมนุษย์ ได้แก่ นาฏศิลป์ ดนตรี การละคร และการแสดงพื้นบ้าน ซึ่งล้วนสะท้อนภูมิปัญญาท้องถิ่นและความเชื่อที่หล่อหลอมสังคมไทยในแต่ละภูมิภาค [3] ทั้งนี้ องค์การยูเนสโกได้ระบุว่ามรดกทางวัฒนธรรมที่จับต้องไม่ได้เป็นรากฐานสำคัญของการธำรงอัตลักษณ์ การสร้างความต่อเนื่องของชุมชน และเป็นทรัพยากรหลักสำหรับการพัฒนาอย่างยั่งยืน [2]

อย่างไรก็ตาม การเข้าถึงและการมีส่วนร่วมกับศิลปะการแสดงไทยในปัจจุบันยังคงเผชิญข้อจำกัดหลายประการ โดยเฉพาะความท้าทายในการเชื่อมโยงเนื้อหาที่มีคุณค่าเชิงวัฒนธรรมเข้ากับผู้ชมที่มีความหลากหลายทั้งด้านความสนใจ บริบทส่วนบุคคล และเจตนาการรับชม [4] แม้ปัจจุบันจะมีช่องทางเผยแพร่หลากหลาย ไม่ว่าจะเป็นเว็บไซต์ สื่อสังคมออนไลน์ หรือสื่อสิ่งพิมพ์ แต่การนำเสนอส่วนใหญ่ยังคงเป็นมาตรฐานเดียว ไม่สามารถตอบสนองความต้องการเฉพาะของผู้ใช้ได้อย่างเพียงพอ [5] นอกจากนี้ การคัดเลือกและแนะนำศิลปะการแสดงยังพึ่งพาผู้เชี่ยวชาญเป็นหลัก ซึ่งเผชิญข้อจำกัดทั้งด้านบุคลากร งบประมาณ และเวลา ส่งผลให้การเผยแพร่ไปสู่ผู้ชมในวงกว้างทำได้ไม่เต็มศักยภาพ [3]

สำหรับภาคธุรกิจบันเทิง ระบบแนะนำได้รับการพัฒนาอย่างแพร่หลายเพื่อแก้ไขข้อจำกัดดังกล่าว ตัวอย่างสำคัญคือ ระบบแนะนำภาพยนตร์ [6], [7], [8] และระบบแนะนำเพลง [9], [10] ระบบเหล่านี้ช่วยให้ผู้ใช้ค้นพบเนื้อหาที่สอดคล้องกับรสนิยมส่วนบุคคล ลดภาระในการค้นหาจากคลังข้อมูลขนาดใหญ่ และเพิ่มการมีส่วนร่วมกับแพลตฟอร์ม ระบบแนะนำภาพยนตร์มักอาศัยข้อมูลจากประวัติการรับชม การให้คะแนน และข้อมูลบริบท ผสานเข้ากับคุณลักษณะของภาพยนตร์ เช่น ประเภท นักแสดง และคำอธิบาย [11], [12] ส่วนระบบแนะนำเพลงใช้ข้อมูลจากพฤติกรรมฟัง ศิลปิน เนื้อเพลง สัญญาณเสียง และบริบทของผู้ใช้ เพื่อสร้างแบบจำลองการคาดการณ์ความสนใจ [13], [14] โดยเทคนิคที่ใช้ครอบคลุมการกรองร่วม [15] การกรองเชิงเนื้อหา [12] การกรองแบบผสม [16], [17] การเรียนรู้เชิงลึก [6], [7], [8], [9], [10] และการประยุกต์ใช้กราฟความรู้ [14], [17]

ขณะที่ในมิติของมรดกวัฒนธรรม ระบบแนะนำถูกนำมาใช้เพื่อส่งเสริมการเข้าถึงองค์ความรู้และกิจกรรมทางวัฒนธรรม เช่น การแนะนำภาพโบราณวัตถุ [18] เพลงพื้นบ้าน [1] และศิลปะการแสดงท้องถิ่น [3] ระบบเหล่านี้อาศัยข้อมูลเมตาเดตา พฤติกรรมผู้ใช้ โปรไฟล์ และความสัมพันธ์เชิงความหมายของเนื้อหาเพื่อสร้างคำแนะนำ [19] เทคโนโลยีที่นำมาใช้ประกอบด้วย ออนโทโลยี [20] เว็บเชิงความหมาย [21] การสร้างแบบจำลองเชิงกราฟ [22] และการกรองตามบริบท [20] อย่างไรก็ตาม ระบบเหล่านี้ยังเผชิญข้อจำกัด เช่น ความไม่สมบูรณ์ของข้อมูลเมตาเดตา ความซับซ้อนในการตีความเจตนาของผู้ใช้ และความท้าทายในการขยายผลข้ามวัฒนธรรม [19]

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

แม้ว่าระบบแนะนำทั้งในภาคบันเทิงและมรดกวัฒนธรรมจะได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง แต่ก็ยังมีความท้าทายร่วมกัน ได้แก่ การรองรับผู้ใช้หรือเนื้อหาใหม่ในบริบทที่ไม่มีข้อมูลล่วงหน้า [8] การตีความบริบทเชิงลึกแบบเรียลไทม์ [20] ความโปร่งใสในการอธิบายผลลัพธ์เพื่อสร้างความเชื่อมั่น [12], [18] และความสามารถในการปรับตัวต่อความสนใจที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา [8], [15]

ในบริบทของศิลปะการแสดงไทยโดยเฉพาะ ซึ่งเป็นมรดกทางวัฒนธรรมที่จับต้องไม่ได้และมีความสำคัญต่ออัตลักษณ์สังคมไทย การขาดระบบแนะนำที่สามารถเชื่อมโยงผู้ชมกับการแสดงที่เหมาะสมกับความสนใจและบริบทของตนเอง ทำให้ผู้ชมจำนวนมากเข้าถึงศิลปะการแสดงได้ไม่เต็มที่ หากปัญหานี้ไม่ได้รับการแก้ไข ย่อมส่งผลให้การเผยแพร่ศิลปะการแสดงไทยในวงกว้างมีข้อจำกัด และอาจนำไปสู่การลดลงของความสนใจและการมีส่วนร่วมในระยะยาว ซึ่งไม่เพียงแต่กระทบต่อเศรษฐกิจสร้างสรรค์ แต่ยังเสี่ยงต่อการสืบทอดและธำรงคุณค่าของมรดกทางวัฒนธรรมไทยให้คงอยู่สู่ออนาคตอย่างยั่งยืนด้วย

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการวิเคราะห์และการจัดกลุ่มคำสำคัญเชิงความหมายสำหรับศิลปะการแสดงไทย โดยสร้างชุดข้อมูลที่ครอบคลุมคำอธิบายและบริบทจริงจากภาคสนาม และทำเหมืองคีย์เวิร์ดภาษาไทยด้วยเทคนิคการประมวลผลภาษาธรรมชาติ ได้แก่ การตัดคำ การกรองคำหยุด และการระบุชนิดคำ เพื่อคัดกรองคำนามหลัก จากนั้นนำไปประมวลผลด้วยการฝังความหมาย คำ การลดมิติ และการจัดกลุ่ม [23] ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกพัฒนาเป็นคลังศัพท์เฉพาะโดเมนซึ่งสะท้อนความสัมพันธ์เชิงวัฒนธรรมในระดับกลุ่มคำ และนำไปบูรณาการเข้ากับพฤติกรรมผู้ใช้และบริบทการแสดง เพื่อสร้างระบบแนะนำแบบผสมตามบริบท ที่มีความแม่นยำ โปร่งใส และตอบสนองต่อความหลากหลายของผู้ชมไทยได้อย่างแท้จริง ซึ่งมีความสำคัญต่อการอนุรักษ์และการเผยแพร่มรดกทางวัฒนธรรมในยุคดิจิทัล ตลอดจนเพิ่มศักยภาพการเข้าถึงและการมีส่วนร่วมของผู้ใช้ในระดับที่ยั่งยืน

## 2. วัตถุประสงค์

- 2.1 เพื่อพัฒนากระบวนการเตรียมข้อมูลข้อความภาษาไทยเชิงโดเมนและการจัดกลุ่มคำสำคัญสำหรับศิลปะการแสดงไทย
- 2.2 เพื่อพัฒนาแนวทางการคัดกรองคำหยุดเชิงอรรถศาสตร์ด้วยแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ภายใต้กรอบที่ตรวจสอบได้
- 2.3 เพื่อพัฒนากระบวนการติดฉลากแบบลำดับขั้นเพื่อสร้างอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการสำหรับการจัดการคำศัพท์และการอธิบายผล
- 2.4 เพื่อพัฒนาแนวทางการเชื่อมโยงคำสำคัญกับรายการแสดงเพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างคำและรายการแสดงที่ใช้งานได้ในระบบ
- 2.5 เพื่อพัฒนาและประเมินระบบแนะนำแบบผสมที่บังคับใช้บริบทแบบเข้มงวดพร้อมกลไกการอธิบายผลการแนะนำแบบ post-hoc

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

## 3. ขอบเขตของการวิจัย

ผู้วิจัยรวบรวมและจัดเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการพัฒนาและประเมินผลระบบ แบ่งเป็น 3 ส่วนหลัก ดังนี้

### 3.1 ขอบเขตด้านชุดข้อมูล

- 3.1.1 ข้อมูลชุดการแสดง เป็นข้อมูลชื่อและคำบรรยายศิลปะการแสดงไทยที่สกัดจากสารานุกรมภาพ “วิพิธศิลป์” จำนวน 114 ชุดการแสดง ใช้สำหรับการสกัดคำสำคัญ การจัดกลุ่มคำสำคัญ และการสร้างเวกเตอร์ฝังตัว
- 3.1.2 ข้อมูลความสัมพันธ์เชิงบริบท เป็นข้อมูลคู่ความสัมพันธ์ระหว่างรายการแสดงและบริบทย่อย จำนวนรวม 1,022 ระเบียบ ครอบคลุมบริบทหลัก 6 ประเภท และบริบทย่อย 25 รูปแบบ ใช้สำหรับกำหนดและบังคับใช้ข้อจำกัดบริบทแบบเข้มงวดในการคัดกรองชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกก่อนจัดอันดับ
- 3.1.3 ข้อมูลประวัติการปฏิสัมพันธ์ เป็นบันทึกการให้คะแนนความพึงพอใจ (ratings 1–5) พร้อมบริบทการใช้งานย้อนหลัง จำนวน 2,500 ระเบียบ จากผู้ใช้ที่ผ่านกระบวนการปกปิดตัวตน จำนวน 156 ราย ใช้สำหรับการเรียนรู้สัญญาณเชิงพฤติกรรมและการประเมินผลในส่วนของวิธีการแนะนำแบบร่วมมือและแบบผสม

### 3.2 ขอบเขตด้านตัวแปรของการวิจัย

- 3.2.1 ตัวแปรอิสระ ได้แก่ การตั้งค่าพารามิเตอร์ของกระบวนการ ThaiPerformRec ตามกรอบการทำงาน 5 ระยะ
- 3.2.2 ตัวแปรตาม ได้แก่ ประสิทธิภาพของระบบแนะนำที่ประเมินจากตัวชี้วัดการจัดอันดับ เช่น nDCG@10 HR@10 MRR@10 และความครอบคลุมของการประเมิน (coverage) ภายใต้ข้อจำกัดบริบทเดียวกัน
- 3.2.3 ตัวแปรควบคุม ได้แก่ ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง เกณฑ์บริบทย่อยระดับโอกาสที่ใช้คัดกรองรายการ การกำหนดขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกสูงสุดก่อนจัดอันดับ และวิธีการประเมินผลที่ใช้ร่วมกันเพื่อให้เปรียบเทียบได้อย่างเป็นธรรม

### 3.3 ระยะเวลาในการวิจัย

ดำเนินการวิจัยในช่วงมกราคม 2568 ถึง กุมภาพันธ์ 2569

## 4. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

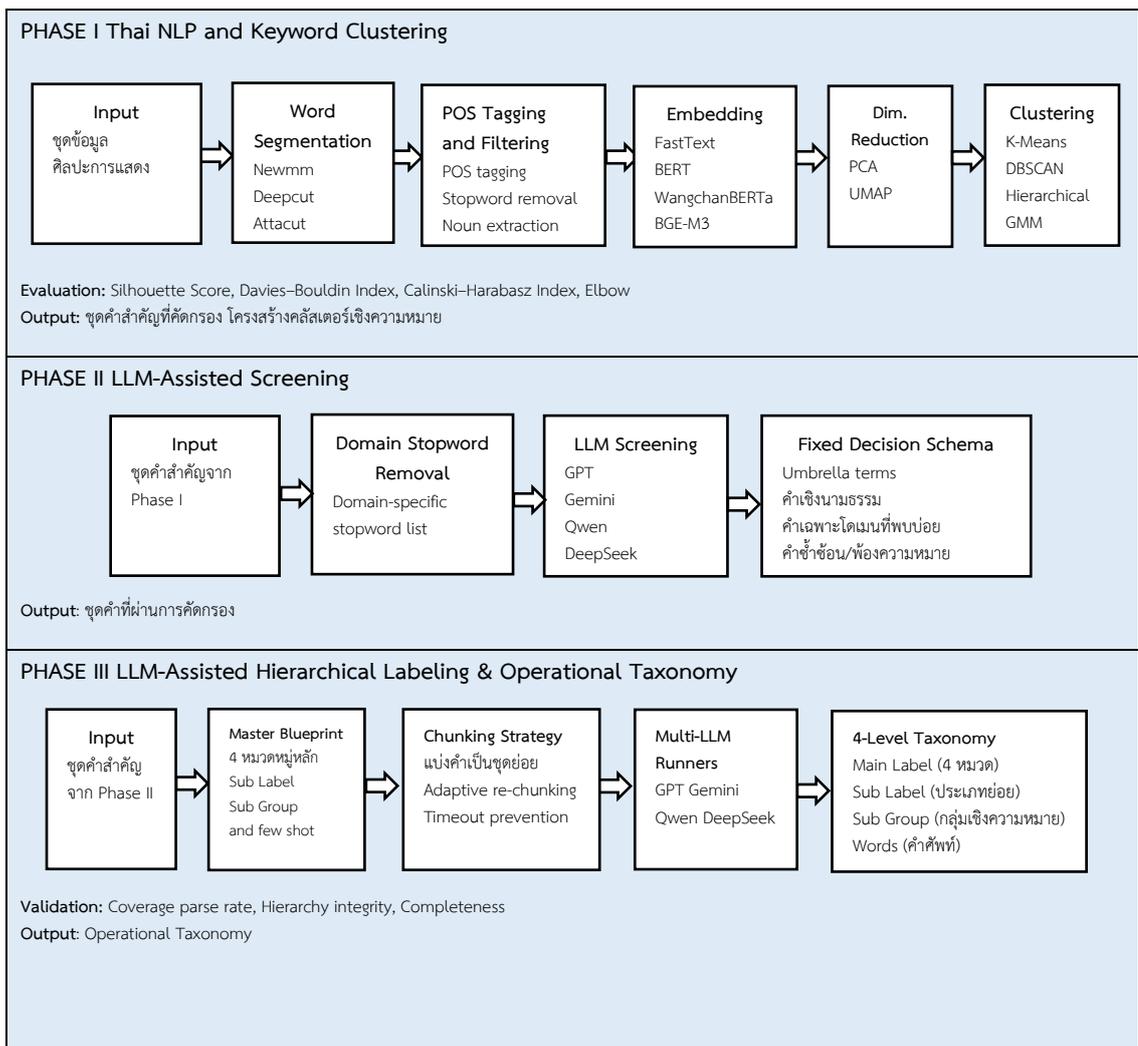
- 4.1 ยกระดับการเข้าถึงศิลปะการแสดงไทยในสภาพแวดล้อมดิจิทัลอย่างเหมาะสมตามโอกาส ทำให้การค้นพบรายการที่เหมาะสมมีความเป็นไปได้สูงขึ้นในสถานการณ์ใช้งานจริง
- 4.2 เพิ่มความน่าเชื่อถือของระบบแนะนำสำหรับโดเมนมรดกภูมิปัญญาทางวัฒนธรรม ช่วยให้ผู้ใช้และผู้เกี่ยวข้องสามารถตรวจสอบเหตุผลประกอบคำแนะนำได้ ลดความคลุมเครือของการแนะนำแบบกล่องดำ

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

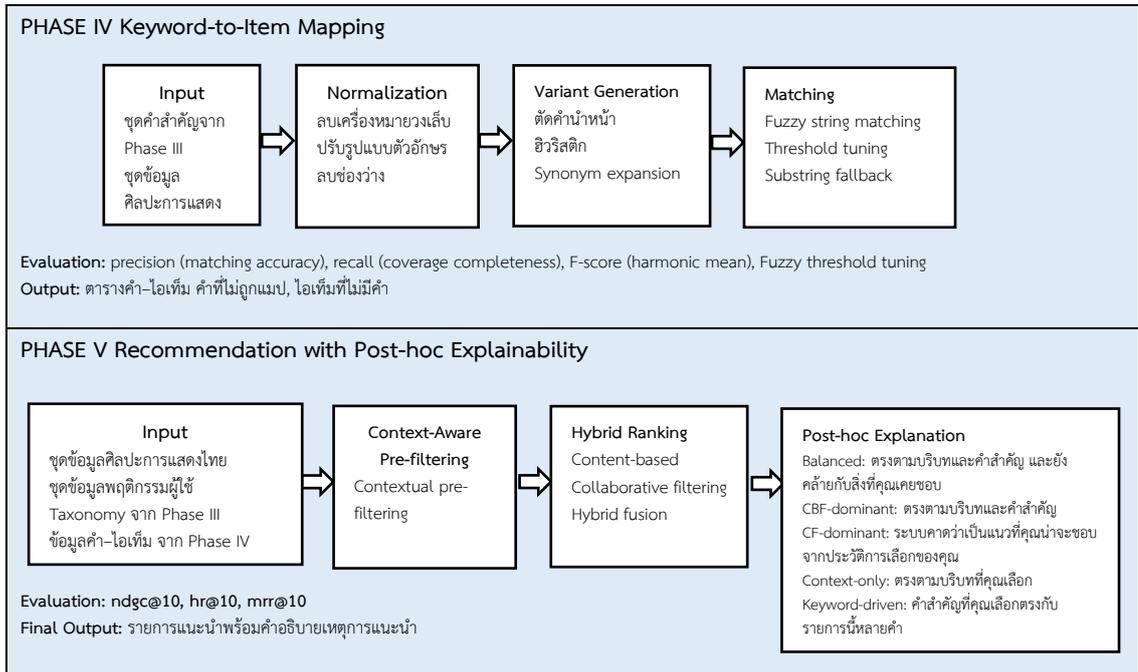
- 4.3 การสร้างกรอบการจัดการคำศัพท์และความรู้เชิงโดเมนที่นำกลับมาใช้ซ้ำได้ (reusable knowledge assets) ในรูปแบบอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการและหลักฐานเชื่อมโยงระหว่างคำและรายการแสดง ซึ่งสามารถต่อยอดเป็นฐานความรู้สำหรับการสืบค้น การจัดหมวดหมู่ และการพัฒนาระบบสารสนเทศทางวัฒนธรรมในอนาคต
- 4.4 สนับสนุนหน่วยงานด้านวัฒนธรรมและการศึกษาในการออกแบบบริการดิจิทัลเชิงนโยบายและเชิงปฏิบัติ

## 5. กรอบแนวคิดการวิจัย

กรอบแนวคิดการวิจัยของระบบ ThaiPerformRec เป็นการนำเสนอลำดับการไหลของข้อมูลและผลลัพธ์จากระยะที่ 1 ถึงระยะที่ 5 โดยชี้ให้เห็นบทบาทของการจัดการคำศัพท์ (ผ่านการคัดกรองและอนุกรมวิธาน) และการสร้างหลักฐานระหว่างคำและรายการแสดงในการสนับสนุนการแนะนำที่คำนึงถึงบริบทและการอธิบายผลแบบ post-hoc ดังภาพที่ 1



# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัยของระบบ ThaiPerformRec

## 6. วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ดำเนินการพัฒนาและประเมินระบบ ThaiPerformRec ตามกรอบการทำงาน 5 ระยะ โดยกำหนดขั้นตอนการดำเนินงาน ดังนี้

### 6.1 การเตรียมข้อมูลข้อความภาษาไทยและการจัดกลุ่มคำสำคัญ

ศึกษากระบวนการเตรียมข้อมูลภาษาไทยสำหรับโดเมนศิลปะการแสดงไทย โดยดำเนินการปรับรูปแบบข้อความ (normalization) ตัดคำและระบุชนิดคำ สกัดคำสำคัญเชิงโดเมน และสร้างตัวแทนเชิงความหมายในรูปเวกเตอร์ฝังตัว จากนั้นลดมิติข้อมูลและจัดกลุ่มคำสำคัญเพื่อสร้างโครงสร้างคำสำคัญเชิงความหมายที่พร้อมใช้ในระยะเวลาถัดไปของระบบ

### 6.2 การคัดกรองคำหยาบเชิงบรรณศาสตร์ภายใต้กรอบที่ตรวจสอบได้ด้วย LLM

พัฒนาแนวทางการคัดกรองคำหยาบเชิงบรรณศาสตร์ด้วยแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ โดยกำหนดสคีมาการตัดสินใจคงที่และเกณฑ์การพิจารณาที่ชัดเจน เพื่อควบคุมความสอดคล้องของผลลัพธ์ และจัดเก็บผลการตัดสินใจระดับคำเพื่อรองรับการตรวจสอบย้อนกลับและการนำไปใช้งานในกระบวนการสร้างอนุกรมวิธาน

### 6.3 การติดฉลากแบบลำดับขั้นและการสร้างอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการ

ออกแบบและพัฒนากระบวนการติดฉลากแบบลำดับขั้นภายใต้พิมพ์เขียวที่กำหนด (blueprint-constrained hierarchical labeling) เพื่อสร้างอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการหลาย

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

ระดับ และควบคุมความสอดคล้องของผลากทั้งในเชิงรูปแบบและความสัมพันธ์เชิงชั้น สำหรับใช้เป็นโครงสร้างการจัดการคำศัพท์และเป็นฐานในการอธิบายผลในระบบแนะนำ

## 6.4 การเชื่อมโยงคำสำคัญกับรายการแสดงเพื่อสร้างหลักฐานระหว่างคำและรายการแสดง

พัฒนาแนวทางการเชื่อมโยงคำสำคัญกับรายการแสดงโดยจัดการรูปคำแปรผันและคำพ้อง รวมถึงการปรับรูปแบบข้อความของรายการและคำสำคัญ จากนั้นใช้การจับคู่แบบฟuzzyภายใต้ค่าเกณฑ์ความคล้ายที่กำหนด เพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างรายการแสดงในลักษณะหลักฐานที่สามารถตรวจสอบและนำไปใช้ประกอบการอธิบายผลการแนะนำได้

## 6.5 การพัฒนาและประเมินระบบแนะนำแบบผสมตามบริบทพร้อมการอธิบายผลแบบ post-hoc

ผู้วิจัยออกแบบระบบแนะนำให้บังคับใช้บริบทด้วยข้อจำกัดบริบทย่อยระดับโอกาสแบบเข้มงวด โดยคัดกรองรายการให้เหลือชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกก่อนเข้าสู่การจัดอันดับ และกำหนดขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกสูงสุดเป็นค่าคงที่เพื่อควบคุมเงื่อนไขการเปรียบเทียบ จากนั้นพัฒนากลไกการจัดอันดับแบบผสมโดยผสมผสานสัญญาณเชิงเนื้อหาและเชิงพฤติกรรม พร้อมสร้างคำอธิบายผลแบบ post-hoc ที่อิงลำดับชั้นอนุกรมวิธานและหลักฐานเชิงคำ-รายการแสดง รวมถึงจัดเก็บผลลัพธ์และพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องเพื่อรองรับการประเมินระบบอย่างเป็นระบบ

## 7. ผลการวิจัย

ผลการวิจัยสรุปตามกรอบการทำงาน 5 ระยะของ ThaiPerformRec โดยมุ่งรายงานสิ่งที่ได้จากแต่ละระยะและความหมายเชิงระบบที่ส่งต่อไปยังระยะถัดไป ตั้งแต่การเตรียมข้อมูลภาษาไทย การจัดการคำศัพท์และความหมาย ไปจนถึงการจัดอันดับแบบผสมภายใต้ข้อจำกัดบริบทแบบเข้มงวด พร้อมการอธิบายผลแบบ post-hoc ดังนี้

### 7.1 ระยะที่ 1 การประมวลผลข้อความภาษาไทยและการจัดกลุ่มคำสำคัญ

ผลการพัฒนากระบวนการระยะที่ 1 แสดงให้เห็นว่าสามารถแปลงคำบรรยายศิลปะการแสดงไทยให้เป็นชุดคำสำคัญเชิงโดเมนและจัดระเบียบเป็นกลุ่มเชิงความหมายได้อย่างเป็นระบบ โดยการเปรียบเทียบตัวตัดคำ Newmm/Deepcut/Attacut พบว่า Newmm ให้ความแม่นยำและความเร็วเหมาะสมต่อการใช้งาน แต่ยังมีข้อจำกัดกับคำเฉพาะโดเมน จึงเสริมพจนานุกรมเฉพาะด้านเพื่อลดความคลาดเคลื่อน จากนั้นการระบุชนิดคำและการคัดกรองคำรบกวนช่วยทำให้คุณลักษณะข้อความกระชับขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ โดยจำนวนค่านามลดจาก 2,659 เหลือ 900 คำ ก่อนเข้าสู่ขั้นตอนสร้างเวกเตอร์ฝังตัว เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองแทนความหมายหลายชนิด พบว่า WangchanBERTa ให้สัญญาณการแยกกลุ่มชัดเจนที่สุด และเมื่อเปรียบเทียบการลดมิติ พบว่า UMAP ให้สัญญาณจำนวนกลุ่มเหมาะสมชัดเจนและให้ค่า Silhouette สูงสุดใกล้ช่วง 4–5 กลุ่ม สุดท้ายการจัดการกลุ่มบนเวกเตอร์ที่ลดมิติด้วย UMAP พบว่า K-Means ที่ K=4 ให้ผลดีที่สุด โดยได้ Silhouette score = 0.7115 และ Davies-Bouldin index = 0.3948 ซึ่งสะท้อนว่ากลุ่มคำมีความกระชับภายในและแยกจากกันดี จึงได้โครงสร้างคลัสเตอร์เชิงความหมายที่พร้อมใช้เป็นฐานคำศัพท์สำหรับระยะถัดไปของระบบแนะนำ

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

## 7.2 ระยะที่ 2 การคัดกรองคำหยุดเชิงอรรถศาสตร์ด้วย LLM ภายใต้กรอบที่ตรวจสอบได้

ผลการทดลองระยะที่ 2 ซึ่งเป็นการคัดกรองคำหยุดเชิงอรรถศาสตร์ภายใต้สคีมาคงที่สามารถควบคุมรูปแบบการตัดสินใจให้ตรวจสอบได้ ในขณะที่ระดับความเข้มงวดยังขึ้นอยู่กับตัวรับของแบบจำลองภาษา โดยเริ่มจากชุดคำสำคัญ 900 คำ และตัดคำหยุดเชิงโดเมนที่กำหนดไว้ล่วงหน้าออก 215 คำ เหลือ 685 คำเป็นอินพุตให้โมเดลภาษา จากนั้นคัดกรองภายใต้กรอบการตัดสินใจ 4 ประเภท ได้แก่ (1) คำกว้างเกินจำแนก (2) คำเชิงนามธรรมหรือคำเชิงประเมิน (3) คำเฉพาะโดเมนที่ใช้ซ้ำบ่อย และ (4) คำซ้ำซ้อนหรือคำพ้องความหมาย ผลลัพธ์พบว่าจำนวนคำที่คงเหลือหลังคัดกรองอยู่ในช่วง 109–574 คำภายใต้ข้อมูลตั้งต้นเดียวกัน และมีการจัดเก็บผลการตัดสินใจระดับรายคำเพื่อรองรับการตรวจสอบย้อนกลับ ดังแสดงในตารางที่ 1 และตารางที่ 2

เมื่อพิจารณาความสอดคล้องของผลลัพธ์ระหว่างตัวรับ พบว่าคู่ DEEPSEEK-GEMINI และ GPT-GEMINI มีระดับความสอดคล้องสูงกว่าคู่ GPT-QWEN อย่างชัดเจน สะท้อนว่าพฤติกรรมการคัดกรองของ GEMINI มีแนวโน้มสอดคล้องกับโมเดลอื่นมากกว่า ขณะที่ QWEN แสดงรูปแบบการตัดสินใจที่แตกต่างภายใต้กรอบเดียวกัน ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 1 ผลการคัดกรองคำหยุดด้วยโมเดลภาษาขนาดใหญ่

โมเดลภาษา (Runner)	คำตั้งต้น	ตัดโดเมนล่วงหน้า	ส่งเข้าโมเดล	ถูกคัดเป็นคำหยุด	คำคงเหลือหลังคัดกรอง	อัตราค่าหยุด
QWEN	900	215	685	576	109	84.09%
GPT	900	215	685	290	395	42.34%
GEMINI	900	215	685	111	574	16.20%
DEEPSEEK	900	215	685	115	570	16.79%

ตารางที่ 2 ความสอดคล้องของผลการคัดกรองระหว่างตัวรับ (ค่าสัมประสิทธิ์แคปปาของโคเฮน)

คู่ตัวรับที่เปรียบเทียบ	ค่าสัมประสิทธิ์แคปปา (K)
DEEPSEEK – GEMINI	0.693
GPT – GEMINI	0.692
GPT – QWEN	0.497

## 7.3 ระยะที่ 3 การสร้างอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการด้วยการติดฉลากแบบลำดับชั้น

ผลการพัฒนาในระยะที่ 3 แสดงว่าแนวทาง blueprint-constrained hierarchical labeling สามารถสร้างอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการ 4 ระดับ (หมวดหลัก-หมวดย่อย-กลุ่มเชิงความหมาย-คำศัพท์) ได้ครบถ้วนในเชิงโครงสร้าง และทำหน้าที่เป็นกรอบจัดการคำศัพท์ ที่พร้อมส่งต่อให้ขั้นตอนการเชื่อมโยงหลักฐานและการอธิบายผลในระบบแนะนำ ทั้งนี้ ตัวรับของแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ให้คุณภาพอนุกรมวิธานแตกต่างกันทั้งด้านความครอบคลุมการแปลงผลลัพธ์ จำนวนคำศัพท์ที่ถูกจัดหมวด จำนวนกลุ่มย่อย และตัวชี้วัดเชิงโครงสร้าง/เชิงสมดุล เมื่อพิจารณาตัวชี้วัดรวม พบว่า GEMINI ให้คะแนนรวมสูงสุด (SCORE=0.770) พร้อมความครอบคลุม

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

เต็ม (COV=1.000) และจำนวนคำศัพท์สูง (WORDS=570) ขณะที่ QWEN แม้มีความครอบคลุมเต็ม (COV=1.000) แต่จำนวนคำศัพท์ต่ำมาก (WORDS=107) และคะแนนรวมต่ำสุด (SCORE=0.445) ซึ่งชี้ว่า “ความครบเชิงโครงสร้าง” ไม่เพียงพอหาก “ความหนาแน่นเชิงสาระของคำศัพท์” ต่ำเกินไป รายละเอียดผลเชิงปริมาณสรุปในตารางที่ 3 และตัวอย่างผลลัพธ์อนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 3 ผลการประเมินคุณภาพอนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการจากการกำกับป้ายชื่อแบบลำดับชั้น

ตัวรันโมเดล	COV	WORDS	SUBG	H	HN	MAX	COH	MAJ	SCORE
GEMINI	1.000	570	33	4.904	0.972	0.054	0.353	0.853	0.770
GPT	1.000	395	36	4.879	0.944	0.071	0.346	0.760	0.550
DEEPSEEK	0.998	554	34	4.909	0.965	0.054	0.350	0.787	0.528
QWEN	1.000	107	30	4.621	0.942	0.094	0.384	0.653	0.445

หมายเหตุ: COV = อัตราความครอบคลุมของผลลัพธ์ที่แปลง/แยกวิเคราะห์ได้ (coverage parse rate) WORDS = จำนวนคำศัพท์ระดับคำที่ถูกนำมาจัดหมวด SUBG = จำนวนกลุ่มย่อยเชิงความหมายที่เกิดขึ้นในอนุกรมวิธาน H = ค่าความหลากหลายของการกระจายคำในกลุ่ม (entropy) HN = ค่าเอนโทรปีที่ปรับให้อยู่ในช่วงมาตรฐาน (normalized entropy) MAX = สัดส่วนกลุ่มที่มีขนาดใหญ่ที่สุดเมื่อเทียบกับทั้งหมด (max-group dominance) COH = ค่าความสอดคล้องภายในกลุ่ม (group coherence) MAJ = สัดส่วนความเป็นกลุ่มหลักหรือความเป็นเสี่ยงข้างมากของกลุ่มที่เด่น (major-group ratio) และ SCORE = คะแนนรวมแบบถ่วงน้ำหนักเพื่อสรุปคุณภาพอนุกรมวิธานโดยรวม

ตารางที่ 4 ตัวอย่างผลลัพธ์อนุกรมวิธานเชิงปฏิบัติการ

หมวดหลัก	หมวดย่อย	กลุ่มเชิงความหมาย	ตัวอย่างคำศัพท์
ประวัติศาสตร์ ราชสำนัก และมรดกชาติ	มรดกและสัญลักษณ์ ประจำชาติ	มรดกทางวัฒนธรรม	กรมศิลปากร, จารึก, จิตรกรรม
วรรณกรรม ตัวละคร และโลกในตำนาน	ตัวละครและอมนุษย์	ตัวละครเอก	ขุนแผน, นางสีดา, พาลี
ศิลปะการแสดงและมหรสพ สังคม ประเพณี และวิถีชีวิต	ท่วงท่าและดนตรี กลุ่มชาติพันธุ์และการดำรงชีพ	ลีลาและการเคลื่อนไหว การทำมาหากิน	กระทบไม้, กระบวนท่ารำ, กิริยาอาการ การจับปลา, การทำนา, หัตถกรรม

## 7.4 ระยะที่ 4 การเชื่อมโยงคำสำคัญกับรายการแสดงภายใต้ค่าเกณฑ์ความคล้าย (T)

ผลการทดลองระยะที่ 4 แสดงให้เห็นว่าแนวทางการจับคู่แบบฟuzzyร่วมกับการปรับค่าเกณฑ์ความคล้าย (T) สามารถควบคุมสมดุลระหว่าง “ความเที่ยงตรง” และ “ความครอบคลุม” ของความสัมพันธ์เชิงคำ-รายการแสดงได้อย่างชัดเจน เมื่อปรับค่าเกณฑ์จาก  $T = 70$  เป็น  $T = 90$  พบว่าความครอบคลุมเพิ่มจาก 0.3437 เป็น 0.8284 ขณะที่ความเที่ยงตรงยังคงสูงจาก 0.9897 ลดลงเล็กน้อยเป็น 0.9701 ส่งผลให้ F1-score เพิ่มจาก 0.5102 เป็น 0.8937 สะท้อนว่าค่าเกณฑ์ที่เหมาะสมช่วยเพิ่มการเชื่อมโยงหลักฐานให้ครอบคลุมมากขึ้นโดยยังรักษาความแม่นยำไว้ได้ อย่างไรก็ตาม เมื่อเพิ่มค่าเกณฑ์เป็น  $T = 95$  แม้ความครอบคลุมยังใกล้เคียง (REC.=0.8313) แต่

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

ความเที่ยงตรงลดลง (PREC.=0.9564) ทำให้ F1-score ลดลงเป็น 0.8895 ซึ่งว่าการเพิ่มค่าเกณฑ์ต่อไปเริ่มกระทบสมดุลโดยรวม รายละเอียดแสดงในตารางที่ 5 และตัวอย่างคำสำคัญที่สามารถเชื่อมโยงกับชื่อชุดการแสดงภายใต้  $T = 90$  แสดงในตารางที่ 6

ตารางที่ 5 ผลการทดลองการเชื่อมโยงคำสำคัญกับรายการแสดงภายใต้ค่าเกณฑ์ความคล้ำย (Threshold,  $T$ ) ต่างกัน

ค่าเกณฑ์ความคล้ำย ( $T$ )	ความถูกต้องโดยรวม (ACC.)	จำนวนความเชื่อมโยง (LINKS)	ความเที่ยงตรง (PREC.)	ความครอบคลุม (REC.)	คะแนนเอฟหนึ่ง (F1-score)
70	2508	862	0.9897	0.3437	0.5102
75	2101	861	0.9885	0.4098	0.5794
80	1306	855	0.9816	0.6547	0.7855
85	1045	848	0.9736	0.8115	0.8852
90	1020	845	0.9701	0.8284	0.8937
95	1002	833	0.9564	0.8313	0.8895

ตารางที่ 6 ตัวอย่างคำสำคัญที่เชื่อมโยงกับชื่อชุดการแสดง (ภายใต้  $T = 90$ )

คำสำคัญที่เชื่อมโยงได้	ชื่อชุดการแสดง
กินเนสส์บุ๊ก	กรุงเทพ
บุหร่งชิงอ	กีปัสเรนัง
สี่ภาค	จตุรภาคี
ฝั่งน้ำ	เจ้าพระยานที
ลาวครั้ง	ชาติพันธุ์สุราษฎร์

## 7.5 ระยะที่ 5 ผลการพัฒนาและประเมินระบบแนะนำแบบผสมตามบริบท พร้อมการอธิบายผลแบบ post-hoc

ผลการประเมินระยะที่ 5 ภายใต้การบังคับใช้บริบทย่อยระดับโอกาสแบบเข้มงวดชี้ว่า เมื่อทุกวิธีถูกจำกัดให้จัดอันดับภายในชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกเดียวกัน คุณภาพการจัดอันดับจึงสะท้อนความสามารถของแบบจำลองในการเรียงลำดับภายในชุดดังกล่าวมากกว่าความสามารถในการเข้าถึงรายการ โดยในเงื่อนไขนี้ความครอบคลุมของการประเมินของวิธีส่วนใหญ่เท่ากับ 1.0000 แสดงว่ารายการจริงยังคงอยู่ในชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกอย่างสม่ำเสมอเมื่อควบคุมเงื่อนไขการทดลองให้คงที่

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองเชิงเนื้อหา พบว่า multilingual-e5-large ให้ผลดีที่สุดด้วยค่า  $nDCG@10 = 0.8873 \pm 0.0095$  ดังแสดงในตารางที่ 7 ขณะที่แบบจำลองเชิงพฤติกรรมที่ดีที่สุดคือ LightGCN ให้ค่า  $nDCG@10 = 0.7800 \pm 0.0231$  ดังแสดงในตารางที่ 8 ซึ่งสะท้อนว่า ภายใต้

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

ข้อจำกัดบริบทแบบเข้มงวด ระบบจำเป็นต้องพึ่งสัญญาณเชิงความหมายของเนื้อหาเพื่อจัดอันดับ  
ได้แม่นยำกว่าแนวทางเชิงพฤติกรรมเพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 7 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองเชิงเนื้อหา (CBF Encoder Benchmark; MAX\_CANDS=100)

Encoder	nDCG@10 (mean ± std)	HR@10 (mean ± std)	MRR@10 (mean ± std)	Coverage (mean ± std)
multilingual-e5-large	0.8873 ± 0.0095	0.9962 ± 0.0035	0.8512 ± 0.0120	1.0000 ± 0.0000
bge-m3	0.8707 ± 0.0150	0.9923 ± 0.0054	0.8304 ± 0.0196	1.0000 ± 0.0000
mpnet-base-v2	0.7784 ± 0.0219	0.9667 ± 0.0105	0.7178 ± 0.0270	1.0000 ± 0.0000
wangchanberta-base	0.7685 ± 0.0262	0.9808 ± 0.0120	0.6999 ± 0.0329	1.0000 ± 0.0000
qwen2-0.5b	0.7517 ± 0.0178	0.9731 ± 0.0194	0.6808 ± 0.0257	1.0000 ± 0.0000

ตารางที่ 8 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองเชิงพฤติกรรม (CF Backbone Benchmark; MAX\_CANDS=100)

CF Backbone	nDCG@10 (mean ± std)	HR@10 (mean ± std)	MRR@10 (mean ± std)	Coverage (mean ± std)
LightGCN	0.7800 ± 0.0231	0.9910 ± 0.0086	0.7119 ± 0.0292	1.0000 ± 0.0000
SVD	0.7500 ± 0.0207	0.9872 ± 0.0128	0.6741 ± 0.0239	1.0000 ± 0.0000
NCF	0.5964 ± 0.0440	0.8333 ± 0.0475	0.5238 ± 0.0435	1.0000 ± 0.0000
ItemKNN	0.4016 ± 0.0211	0.7346 ± 0.0356	0.2974 ± 0.0180	1.0000 ± 0.0000

สำหรับวิธีการผสมผลการจัดอันดับ พบว่าการผสมอันดับแบบ RRF ให้ผลดีที่สุดในกลุ่มวิธีผสมภายใต้การควบคุมเงื่อนไขเดียวกัน โดยเลือกค่าที่เหมาะสมที่ ขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกสูงสุด = 100 ดังแสดงในตารางที่ 9 และเมื่อประเมินแบบปลายทางภายใต้แกนแบบจำลองที่ตรึงไว้ วิธีผสมให้ค่า nDCG@10 = 0.8619 ± 0.0164 ซึ่งดีกว่าวิธีเชิงพฤติกรรมล้วนแต่ยังต่ำกว่าวิธีเชิงเนื้อหาที่ดีที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 10

ตารางที่ 9 ผลการเปรียบเทียบวิธีการผสม ค่าพาดานรายการที่ผ่านการคัดเลือกที่ดีที่สุดของแต่ละกลุ่มผสม  
(Best MAX\_CANDS per Hybrid Fusion)

Blend method	Selected MAX_CANDS	Coverage (mean ± std)	nDCG@10 (mean ± std)	HR@10 (mean ± std)	MRR@10 (mean ± std)
RRF	100	1.0000 ± 0.0000	0.8625 ± 0.0170	0.9897 ± 0.0057	0.8203 ± 0.0216
Cascade	100	1.0000 ± 0.0000	0.8555 ± 0.0200	0.9756 ± 0.0115	0.8156 ± 0.0237
WeightedSum	100	1.0000 ± 0.0000	0.8439 ± 0.0184	0.9641 ± 0.0116	0.8041 ± 0.0209

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

Blend method	Selected MAX_CANDS	Coverage (mean $\pm$ std)	nDCG@10 (mean $\pm$ std)	HR@10 (mean $\pm$ std)	MRR@10 (mean $\pm$ std)
Switching	50	0.9987 $\pm$ 0.0029	0.7620 $\pm$ 0.0245	0.9576 $\pm$ 0.0125	0.6983 $\pm$ 0.0301

ตารางที่ 10 ผลการประเมินแบบปลายทาง (End-to-end; Fixed Backbones; MAX\_CANDS=100)

Method	nDCG@10 (mean $\pm$ std)	HR@10 (mean $\pm$ std)	MRR@10 (mean $\pm$ std)	Coverage (mean $\pm$ std)
CBF (E5-large)	0.8873 $\pm$ 0.0095	0.9962 $\pm$ 0.0035	0.8512 $\pm$ 0.0120	1.0000 $\pm$ 0.0000
CF (LightGCN)	0.7800 $\pm$ 0.0231	0.9910 $\pm$ 0.0086	0.7119 $\pm$ 0.0292	1.0000 $\pm$ 0.0000
Hybrid (Ranking run)	0.8619 $\pm$ 0.0164	0.9885 $\pm$ 0.0054	0.8198 $\pm$ 0.0213	1.0000 $\pm$ 0.0000
Hybrid (Audit logging run Post-hoc XAI)	0.8619 $\pm$ 0.0164	0.9885 $\pm$ 0.0054	0.8198 $\pm$ 0.0213	1.0000 $\pm$ 0.0000

นอกจากนี้ ผลการทดสอบยืนยันว่ารอบจัดอันดับจริงและรอบบันทึกหลักฐานเพื่อการอธิบายแบบภายหลังให้ค่าตัวชี้วัดเท่ากันทุกประการ แสดงว่ากระบวนการอธิบายถูกออกแบบให้ไม่รบกวนผลการจัดอันดับ ดังแสดงในตารางที่ 10

เมื่อวิเคราะห์ความไวต่อขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือก พบว่าแม้ความครอบคลุมจะอิ่มตัวแล้ว แต่ค่าตัวชี้วัดยังเปลี่ยนแปลงตามขนาดชุดรายการ โดยขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกสูงสุด = 100 ให้ค่าเฉลี่ย nDCG@10 สูงสุดเมื่อเทียบกับ 50 และ 200 ดังแสดงในตารางที่ 11 สุดท้าย ในระดับสถิติการทดสอบ พบว่าจำนวนรายการในชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกมีค่าเฉลี่ย  $56.75 \pm 1.18$  และมีความน่าจะเป็นพบค่าสำคัญตรงกันอย่างน้อยหนึ่งค่าเท่ากับ 1.0000 พร้อมจำนวนค่าตรงกันคาดหวัง  $2.7064 \pm 0.0273$  ซึ่งเพียงพอต่อการแนบหลักฐานและการกำหนดเส้นทางการอธิบายอย่างเป็นระบบภายใต้ข้อจำกัดบริบท ดังแสดงในตารางที่ 12

ตารางที่ 11 ความไวต่อขนาดชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือก (Sensitivity; Hybrid Audit Logging Run)

MAX_CANDS	Coverage (mean $\pm$ std)	nDCG@10 (mean $\pm$ std)	HR@10 (mean $\pm$ std)	MRR@10 (mean $\pm$ std)
50	0.9987 $\pm$ 0.0029	0.8548 $\pm$ 0.0273	0.9897 $\pm$ 0.0134	0.8096 $\pm$ 0.0357
100	1.0000 $\pm$ 0.0000	0.8604 $\pm$ 0.0184	0.9885 $\pm$ 0.0054	0.8178 $\pm$ 0.0241
200	1.0000 $\pm$ 0.0000	0.8481 $\pm$ 0.0275	0.9872 $\pm$ 0.0045	0.8019 $\pm$ 0.0360

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

ตารางที่ 12 สถิติชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือกและหลักฐานเชิงค่าสำคัญ (Candidate & Evidence Stats; MAX\_CANDS=100)

Split	Coverage	Candidates (std)	Median (std)	P95 (std)	P(KW_HIT ≥ 1) (std)	E[KW_HIT] (std)	GT Rank $\mu$ (std)
Test	1.0000	56.75 (1.18)	48.4 (2.8)	100.0 (0.0)	1.0000 (0.0000)	2.7064 (0.0273)	1.7679 (0.1046)

หมายเหตุ Coverage = สัดส่วนกรณีทดสอบที่มีรายการจริงปรากฏอยู่ใน ชุดรายการที่ผ่านการคัดเลือก Candidates(std) = ค่าเฉลี่ย (และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน) ของจำนวนรายการที่ผ่านการคัดเลือกต่อกรณีทดสอบ Median = ค่ามัธยฐานของจำนวนรายการที่ผ่านการคัดเลือกต่อกรณีทดสอบ P95 = ค่าเปอร์เซ็นต์ไทล์ที่ 95 ของจำนวนรายการที่ผ่านการคัดเลือก P(KW\_HIT ≥ 1) หมายถึง ความน่าจะเป็นที่มีค่าสำคัญตรงกันอย่างน้อย 1 ค่าระหว่างคำค้นและรายการที่แนะนำ E[KW\_HIT] หมายถึง จำนวนค่าสำคัญตรงกันที่คาดหวังต่อกรณีทดสอบ GT Rank หมายถึง อันดับของรายการจริง (ground-truth item) ภายในผลการจัดอันดับ Top-K ของระบบ

เพื่อสาธิตผลลัพธ์เชิงผู้ใช้ ระบบสามารถแสดงรายการแนะนำพร้อมเหตุผลในรูปแบบที่อ่านเข้าใจง่ายภายใต้บริบทที่กำหนด โดยตัวอย่างกรณีผู้ใช้ “บุคคล24” ภายใต้บริบท “งานฉาบปูนกึ่งศพ” และคำสำคัญที่เลือก ระบบให้รายการแนะนำ Top-10 พร้อมป้ายกำกับเหตุผลประกอบ ซึ่งทำหน้าที่เป็นผลลัพธ์เชิงอธิบายแบบ post-hoc สำหรับการใช้งานจริง ดังแสดงในตารางที่ 13

ตารางที่ 13 ตัวอย่างผลลัพธ์การแนะนำพร้อมคำอธิบายผล

ผู้ใช้: บุคคล24

บริบทที่ต้องการ: งานฉาบปูนกึ่งศพ

คำสำคัญที่เลือก : กวางทอง, อุบาย, แผลงกาย, นางสีดา

อันดับ	รายการแนะนำ	เหตุผล		
1	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน พระรามตามกวาง	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
2	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน ลักสีดา	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
3	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน ชั้พิเภก	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
4	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน นางลอย	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
5	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน ศักดิ์พรหมศาสตร์	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
6	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน สุครีพถอนต้นรัง	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
7	หนุมานจับนางสุพรรณมัจฉา	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
8	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน กุมภกรรณฟุ้งหอกลมกษัตริ์	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
9	การแสดงโขนเรื่องรามเกียรติ์ ตอน ศักดิ์วิรุญจำบัง	ตรงบริบท	ตรงคำสำคัญ	เคยชอบ
10	นุญฉายเบญยกาย	ตรงบริบท	คำสำคัญเด่น	

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

## 8. เอกสารอ้างอิง

- [1] L. Huang and Y. Song, “Intangible Cultural Heritage Management Using Machine Learning Model: A Case Study of Northwest Folk Song Huaer,” *Sci. Program.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/1383520.
- [2] “Basic Texts of the 2003 Convention for the Safeguarding of the Intangible Cultural Heritage,” 2024. [Online]. Available: <https://ich.unesco.org>
- [3] M. Boontonglek, P. Rittibul, P. Boonsong, R. Orachun, C. Soontranon, and S. Senamontree, “Creating Performing Arts to Promote Community Products that Reflects the Local Identity Pathum Thani Province,” *Journal of Ecohumanism*, vol. 3, no. 7, pp. 5218–5229, Sep. 2024, doi: 10.62754/joe.v3i7.4629.
- [4] E. Mitreva, A. Nikolova, and A. Gigova, “Personalization Approaches for Cultural Heritage Study,” *Conference Proceedings*, vol. 13, 2023.
- [5] O. A. S., “Challenges of the Creative Industries in Nigeria: A Case Study of the Performing Arts Industry,” *British Journal of Mass Communication and Media Research*, vol. 4, no. 2, pp. 1–17, Jul. 2024, doi: 10.52589/bjmcmr-rzvlbhmh.
- [6] Y. Gao, H. Zheng, and H. Cui, “User preference modeling for movie recommendations based on deep learning,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-00030-5.
- [7] L. Xia, Y. Yang, Z. Chen, Z. Yang, and S. Zhu, “Movie Recommendation with Poster Attention via Multi-modal Transformer Feature Fusion,” Jul. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2407.09157>
- [8] S. Siet, S. Peng, S. Ilkhomjon, M. Kang, and D. S. Park, “Enhancing Sequence Movie Recommendation System Using Deep Learning and KMeans,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 6, Mar. 2024, doi: 10.3390/app14062505.
- [9] S. Doh, K. Choi, and J. Nam, “TALKPLAY: Multimodal Music Recommendation with Large Language Models,” May 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2502.13713>

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

- [10] C. Maheshwari, “Music Recommendation on Spotify using Deep Learning.”
- [11] A. Amangeldieva and C. Kharmyssov, “A hybrid approach for a movie recommender system using Content-Based, Collaborative and Knowledge-Based Filtering methods,” in *SIST 2024 - 2024 IEEE 4th International Conference on Smart Information Systems and Technologies, Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024, pp. 93–99. doi: 10.1109/SIST61555.2024.10629294.
- [12] S. Sinha and T. Sharma, “Content-Based Movie Recommendation System: An Enhanced Approach to Personalized Movie Recommendations,” *International Journal of Innovative Research in Computer Science and Technology*, vol. 11, no. 3, pp. 67–71, May 2023, doi: 10.55524/ijircst.2023.11.3.12.
- [13] X. Liu, Z. Yang, and J. Cheng, “Music recommendation algorithms based on knowledge graph and multi-task feature learning,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-52463-z.
- [14] X. Cui, X. Qu, D. Li, Y. Yang, Y. Li, and X. Zhang, “MKGCN: Multi-Modal Knowledge Graph Convolutional Network for Music Recommender Systems,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 12, no. 12, Jun. 2023, doi: 10.3390/electronics12122688.
- [15] Chunyan Mao, Shuaishuai Huang, Mingxiu Sui, Haowei Yang, and Xueshe Wang, “Analysis and Design of a Personalized Recommendation System Based on a Dynamic User Interest Model,” *Advances in Computer, Signals and Systems*, vol. 8, no. 5, pp. 109–118, 2024, doi: 10.23977/acss.2024.080513.
- [16] M. Bevec, M. Tkalčič, and M. Pesek, “Hybrid music recommendation with graph neural networks,” *User Model. User-adapt. Interact.*, vol. 34, no. 5, pp. 1891–1928, Nov. 2024, doi: 10.1007/s11257-024-09410-4.
- [17] S. Sharma and H. Kumar Shakya, “Hybrid recommendation system for movies using artificial neural network,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 258, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2024.125194.

## สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

- [18] T. Arnold and L. Tilton, “Explainable Search and Discovery of Visual Cultural Heritage Collections with Multimodal Large Language Models under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0). CEUR Workshop Proceedings (CEUR-WS.org)”, [Online]. Available: <https://statsmaths.github.io>
- [19] L. Xu, L. Lu, M. Liu, C. Song, and L. Wu, “Nanjing Yunjin intelligent question-answering system based on knowledge graphs and retrieval augmented generation technology,” *Herit. Sci.*, vol. 12, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1186/s40494-024-01231-3.
- [20] M. Flórez, E. Carrillo, F. Mendes, and J. Carreño, “A Context-Aware Tourism Recommender System Using a Hybrid Method Combining Deep Learning and Ontology-Based Knowledge,” *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 3, p. 194, Aug. 2025, doi: 10.3390/jtaer20030194.
- [21] J. Li and A. Bikakis, “Towards a Semantics-Based Recommendation System for Cultural Heritage Collections,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 15, Aug. 2023, doi: 10.3390/app13158907.
- [22] L. S. Nair and J. Cheriyan, “Multi-Featured Movie Recommendation Using Knowledge Graph,” in *IDClOT 2023 - International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things, Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023, pp. 590–594. doi: 10.1109/IDClOT56793.2023.10053435.
- [23] P. Dumnil and U. Buranasaksee, *Enhancing Thai Text Clustering for Performing Arts Through Domain-Specific NLP and Clustering Algorithms*. 2025.

# สัมมนาวิชาการ เทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย ระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 3

## Plagiarism Checking Report

Created on 2026-02-11 01:05:08 at 01:05 AM

### Submission Information

ID	SUBMISSION DATE	SUBMITTED BY	ORGANIZATION	FILENAME	STATUS	SIMILARITY INDEX
4622992	Feb 10, 2026 at 21:19 PM	166490431004-st@rmutsb.ac.th	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ	พิธีญา_ดา นิล_ปี3_166490431004_บทความสัมมนา.pdf	Completed	0.00%

### Match Overview

NO.	TITLE	AUTHOR(S)	SOURCE	SIMILARITY INDEX
No data available in table				