การจัดกลุ่มและวิเคราะห์ตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนตามภาคเศรษฐกิจและประเภทของเสีย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

Clustering and Analysis of Circular Economy Indicators by Economic Sector and Waste Type Using Machine Learning

นพดล ปั้นจันทร์[1*]

[1]ภาควิชาวิศวกรรมกระบวนการและอุตสาหการ สถาบันวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

Noppadol Panchan[1*]

[1]Department of Process and Industrial Engineering, School of Engineering and Industrial Technology,
Mahanakorn University of Technology

Corresponding Author Email : noppadol@mut.ac.th

Received 15 May 2025

Revised 22 July 2025

Accepted 30 July 2025

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์และจำแนกรูปแบบของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนในแต่ละภาคเศรษฐกิจ โดยบูรณาการการวิเคราะห์ข้อมูลทุติยภูมิร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งยังไม่เคยมีการศึกษาที่เชื่อมโยงตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียน กับภาคเศรษฐกิจและประเภทของเสียอย่างเป็นระบบมาก่อน การวิจัยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากบทความวิจัยจำนวน 877 เรื่องในฐานข้อมูล Scopus (ปี 2010–2024) โดยพิจารณาตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนหลัก 6 ด้าน ได้แก่ ตัวชี้วัดการหมุนเวียนของวัสดุ (Material Circularity Indicator: MCI) ตัวชี้วัดการจัดลำดับขั้นของเสีย (Waste Hierarchy Index: WHI) อัตราการรีไซเคิล (Recycling Rate: RR) ตัวชี้วัดศักยภาพการใช้ซ้ำ (Reuse Potential Index: RPI) ตัวชี้วัดประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากร (Resource Efficiency Indicator: REI) และอัตราการใช้วัสดุหมุนเวียน (Circular Material Use Rate: CMUR) พร้อมประยุกต์ใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) และการจัดกลุ่มแบบ K-Means Clustering เพื่อค้นหารูปแบบของระบบในแต่ละคลัสเตอร์ ผลการวิเคราะห์พบว่า ภาคเกษตรกรรมและอุตสาหกรรมอาหารมีลักษณะโดดเด่นในกลุ่ม Circular-Dominant ขณะที่ภาคก่อสร้างและโลหกรรมอยู่ในกลุ่ม Linear-Dominant ซึ่งยังมีข้อจำกัดด้านประสิทธิภาพการหมุนเวียน อย่างไรก็ตามในการประมวลผลยังพบข้อจำกัด เช่น ความไม่สมดุลของข้อมูลในแต่ละภาคและความหลากหลายของนิยามตัวชี้วัด การค้นพบนี้สามารถนำไปใช้สนับสนุนการออกแบบนโยบายที่ตรงตามลักษณะของแต่ละภาคเศรษฐกิจ รวมถึงการพัฒนาระบบแนะนำการใช้ตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนที่เหมาะสมกับประเภทของเสียและอุตสาหกรรมเป้าหมาย เพื่อเร่งการเปลี่ยนผ่านสู่ระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนอย่างเป็นรูปธรรม

คำสำคัญ: เศรษฐกิจหมุนเวียน, ตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียน, การจัดกลุ่มข้อมูล, การเรียนรู้ของเครื่อง, การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน, การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

Abstract

This study aims to analyze and classify patterns of circular economy systems across different economic sectors. It integrates secondary data analysis with machine learning techniques. To date, no prior study has systematically linked circular economy (CE) indicators with both economic sectors and types of waste. The research utilizes secondary data from 877 research articles indexed in the Scopus database published between 2010 and 2024. Six key CE indicators are examined, including the material circularity indicator (MCI), waste hierarchy index (WHI), recycling rate (RR), reuse potential index (RPI), resource efficiency indicator (REI), and circular material use rate (CMUR). Principal Component Analysis (PCA) and K-Means Clustering are applied to identify distinct patterns within the dataset. The findings reveal that the agriculture and food industries are strongly represented in the "circular-dominant" cluster, while the construction and metallurgy sectors are primarily associated with the "linear-dominant" cluster, which exhibits limitations in circular performance. However, the analysis faced certain limitations, including data imbalance across sectors and inconsistencies in indicator definitions. These insights can support the design of sector-specific circular economy policies and contribute to the development of recommendation systems for selecting appropriate indicators based on waste types and industrial contexts. The results serve as a foundation for accelerating the practical transition toward a circular economy.

Keywords: Circular Economy, Circular Economy Indicator, Data Clustering, Machine Learning, Unsupervised Learning, Principal Component Analysis

1. บทนำ

แนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียน (Circular Economy: CE) เกิดขึ้นจากความจำเป็นในการรับมือกับวิกฤตการณ์ด้านทรัพยากรและสิ่งแวดล้อมที่ทวีความรุนแรงขึ้นทั่วโลก โดยเฉพาะปัญหาการใช้ทรัพยากรอย่างสิ้นเปลือง อันก่อให้เกิดของเสียในปริมาณมหาศาล และภาวะโลกร้อนจากการปล่อยก๊าซเรือนกระจกในกระบวนการผลิตแบบเส้นตรง (Linear Economy) ที่เน้นการ ผลิต – ใช้ – ทิ้ง ซึ่งเป็นรูปแบบที่ไม่ยั่งยืนในระยะยาว แนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนจึงได้รับการพัฒนาขึ้นโดยมีรากฐานจากแนวคิดที่เน้นการออกแบบกระบวนการผลิตและบริโภคให้สามารถหมุนเวียนทรัพยากรกลับมาใช้ใหม่ได้สูงสุด ลดการใช้ทรัพยากรธรรมชาติ และยืดอายุการใช้งานของผลิตภัณฑ์หรือวัสดุให้นานที่สุด [1] ในปัจจุบันหลายประเทศและองค์กรระหว่างประเทศได้นำแนวคิดนี้มาใช้เป็นแนวทางสำคัญด้านนโยบาย เช่น สหภาพยุโรป (EU) ได้จัดทำ Circular Economy Action Plan เพื่อส่งเสริมการออกแบบผลิตภัณฑ์ให้สามารถรีไซเคิล

ได้ง่าย ลดขยะ และเพิ่มประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากรอย่างเป็นระบบ รวมถึงการบรรจุแนวคิดนี้ไว้ใน เป้าหมายการพัฒนาที่ยั่งยืนของสหประชาชาติ (SDGs) โดยเฉพาะในเป้าหมายที่ 12 ว่าด้วยการผลิตและบริโภคอย่างยั่งยืน [2] ในบริบทของประเทศไทย แนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนได้รับการบรรจุไว้ในนโยบายระดับชาติ ผ่านกรอบนโยบาย Bio-Circular-Green (BCG) Economy ที่เน้นการสร้างสมดุลระหว่างเศรษฐกิจ สังคม และสิ่งแวดล้อม โดยการนำแนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนมาประยุกต์ใช้อย่างเป็นรูปธรรมในหลายภาคส่วน ตัวอย่างเช่น อุตสาหกรรมอาหาร มีการใช้เทคโนโลยีแปรรูปของเสียจากการผลิตไปเป็นปุ๋ยชีวภาพหรือพลังงานชีวมวล อุตสาหกรรมพลาสติกมีการพัฒนาวัสดุพลาสติกชีวภาพ (Bioplastics) ที่สามารถย่อยสลายได้ พร้อมทั้งส่งเสริมการรีไซเคิลพลาสติกประเภท PET และ HDPE อุตสาหกรรมพลังงานมีการส่งเสริมโครงการผลิตพลังงานทดแทนจากขยะ (Waste-to-Energy) และการหมุนเวียนเศษวัสดุชีวมวลจากการเกษตรเป็นพลังงานไฟฟ้า อีกทั้งในอุตสาหกรรมสิ่งทอมีการฟื้นฟูเส้นใยจากเศษผ้าเพื่อนำกลับมาใช้ใหม่ในรูปแบบของเส้นใยรีไซเคิล รวมถึงโครงการรีไซเคิลเสื้อผ้าเก่าเพื่อลดขยะสิ่งทอ เป็นต้น [3] แม้การดำเนินงานในประเทศไทยจะยังอยู่ในช่วงเริ่มต้นและมีความเข้มข้นแตกต่างกันในแต่ละภาคส่วน แต่ก็แสดงให้เห็นถึงแนวโน้มเชิงบวก โดยเฉพาะในด้านการสร้างมูลค่าเพิ่มจากของเสีย การลดต้นทุนทรัพยากร และการลดผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม ความก้าวหน้าของเศรษฐกิจหมุนเวียนในประเทศไทยจำเป็นต้องอาศัยตัวชี้วัดที่ชัดเจนและเป็นระบบ เพื่อใช้ในการติดตามความคืบหน้า ประเมินผลสัมฤทธิ์และกำหนดแนวทางปรับปรุงอย่างมีประสิทธิภาพ ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมามีการพัฒนาตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนขึ้นหลากหลายรูปแบบ [4], [5] โดยเฉพาะตัวชี้วัดในระดับองค์กร ภาคอุตสาหกรรม และระดับชาติ เช่น ดัชนีการหมุนเวียนของวัสดุ [6] อัตราการรีไซเคิลและการจัดการของเสีย [7] ศักยภาพการใช้ซ้ำ [8] ดัชนีประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากร [9], [10] และอัตราการใช้วัสดุหมุนเวียน [11] เป็นต้น อย่างไรก็ตามจากการรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลงานวิจัยจากฐานข้อมูล Scopus พบว่าแม้จะมีข้อมูลจำนวนมากเกี่ยวกับตัวชี้วัดเหล่านี้ แต่ข้อมูลมีลักษณะกระจัดกระจายและไม่เป็นแนวโน้มเดียวกัน แม้ว่าจะเป็นการประเมินประสิทธิภาพเศรษฐกิจหมุนเวียนในภาคเศรษฐกิจกับของเสียชนิดเดียวกันก็ตาม อีกทั้งตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนที่ใช้ในการประเมินแตกต่างกัน ทำให้ยากต่อการเปรียบเทียบและอธิบายโครงสร้างของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนโดยรวม อย่างไรก็ตามยังไม่พบงานวิจัยก่อนหน้าที่มุ่งศึกษาเชิงระบบในการจัดกลุ่มข้อมูลตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนควบคู่กับบริบทของภาคเศรษฐกิจและชนิดของของเสีย เพื่อสะท้อนภาพรวมของโครงสร้างเศรษฐกิจหมุนเวียนได้อย่างครอบคลุมและนำไปสู่การวิเคราะห์เชิงนโยบายได้จริง ความท้าทายเหล่านี้จึงเป็นแรงจูงใจสำคัญที่ทำให้เกิดงานวิจัยนี้

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) มีบทบาทสำคัญในการจัดการข้อมูลที่ซับซ้อนและไม่มีรูปแบบชัดเจน โดยเฉพาะในบริบทของเศรษฐกิจหมุนเวียนซึ่งมักเกี่ยวข้องกับข้อมูลเชิงปริมาณจำนวนมาก โดยการเรียนรู้ของเครื่องสามารถช่วยระบุแนวโน้ม รูปแบบ และโครงสร้างของข้อมูลที่อาจไม่สามารถสังเกตได้ด้วยวิธีการทั่วไป หนึ่งในวิธีที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มข้อมูลคือ K-Means Clustering ซึ่งเหมาะสำหรับการจัดกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะใกล้เคียงกันตามค่าของตัวแปรต่าง ๆ จุดเด่นของวิธีนี้คือความเรียบง่ายในการคำนวณ ความสามารถในการจัดกลุ่มได้อย่างชัดเจนและผลลัพธ์ที่สามารถนำไปตีความหรือใช้ประโยชน์ในเชิงนโยบายได้อย่างเป็นรูปธรรม โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการจำแนกประเภทหรือค้นหาโครงสร้างของกลุ่มผู้ปฏิบัติหรือกลุ่มอุตสาหกรรมในด้านเศรษฐกิจหมุนเวียน [12] นอกจากนี้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ยังเป็นอีกหนึ่งวิธีที่สำคัญที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยทำหน้าที่ลดจำนวนตัวแปรในชุดข้อมูลขนาดใหญ่ให้อยู่ในรูปแบบที่กระชับขึ้น แต่ยังคงรักษาข้อมูลสำคัญเอาไว้ได้ ช่วยให้มองเห็นโครงสร้างของข้อมูลได้ง่ายขึ้น ลดความซ้ำซ้อนระหว่างตัวแปร และยังสามารถใช้เพื่อสร้างภาพรวมของข้อมูลได้อย่างชัดเจน [13] จากที่กล่าวมาข้างต้นทั้งสองวิธีมีความเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลด้านเศรษฐกิจหมุนเวียนที่ต้องการเข้าใจความหลากหลายของกลุ่มข้อมูล ตีความแนวโน้ม และใช้เป็นฐานข้อมูลเชิงนโยบายในการออกแบบมาตรการหรือแนวทางการจัดการทรัพยากรอย่างยั่งยืน [14]

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์เชิงลึกและสังเคราะห์โครงสร้างของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียน โดยอาศัยข้อมูลจากบทความวิจัยที่เผยแพร่ในฐานข้อมูล Scopus ระหว่างปี ค.ศ. 2010–2024 เพื่อรวบรวมตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนที่สำคัญที่ศึกษาในงานวิจัยต่างๆ ซึ่งจากข้อมูลที่หลากหลายดำเนินการจัดกลุ่มข้อมูลตัวชี้วัดด้วยเทคนิค K-Means Clustering ร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เพื่อจำแนกลักษณะร่วมของตัวชี้วัดเหล่านี้ และเชื่อมโยงความสัมพันธ์ระหว่างภาคเศรษฐกิจต่าง ๆ กับประเภทของของเสียในระบบเศรษฐกิจหมุนเวียน ทั้งนี้การวิจัยนี้ไม่เพียงมุ่งเน้นการจัดกลุ่มข้อมูลเท่านั้น แต่ยังเน้นการตีความเชิงโครงสร้าง เพื่อนำไปสู่การสร้างองค์ความรู้ใหม่ที่สามารถใช้เป็นฐานในการออกแบบแนวนโยบายหรือมาตรการพัฒนาระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนในภาคอุตสาหกรรมอย่างมีประสิทธิภาพ ครอบคลุม และสอดคล้องกับบริบทเฉพาะของแต่ละกลุ่มเป้าหมายอย่างแท้จริง

2. ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งวิเคราะห์เชิงระบบเกี่ยวกับตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียน โดยใช้ข้อมูลจากบทความวิจัยที่เผยแพร่ในฐานข้อมูล Scopus ระหว่างปี ค.ศ. 2010–2024 ซึ่งสะท้อนแนวโน้มและพัฒนาการของแนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนในระดับสากล โดยครอบคลุมภาคเศรษฐกิจหลักที่มีศักยภาพในการประยุกต์ใช้แนวคิดดังกล่าว ได้แก่ ภาคเกษตรกรรม พลังงาน อุตสาหกรรมอาหาร การก่อสร้าง และอุตสาหกรรมเคมีและวัสดุ รวมถึงการวิเคราะห์ประเภทของของเสีย 7 กลุ่ม ได้แก่ ขยะอาหาร ขยะชีวมวล ขยะพลาสติก ขยะอุตสาหกรรม ขยะอิเล็กทรอนิกส์ ขยะก่อสร้าง และของเสียจากภาคการเกษตร/อุตสาหกรรมการเกษตร ทั้งนี้ได้เลือกใช้ตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนจำนวน 6 ตัวที่มีความครอบคลุมและเป็นที่ยอมรับทางวิชาการ ได้แก่ ดัชนีการหมุนเวียนของวัสดุ ดัชนีการจัดลำดับขั้นของเสีย อัตราการรีไซเคิล ศักยภาพการใช้ซ้ำ ประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากร และอัตราการใช้วัสดุหมุนเวียน ซึ่งล้วนมีศักยภาพต่อการสะท้อนประสิทธิภาพของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนในมิติต่าง ๆ อย่างชัดเจน โดยมีคำถามวิจัยที่สำคัญคือ สามารถจำแนกกลุ่มระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนได้กี่กลุ่ม ระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนในแต่ละกลุ่มมีลักษณะเฉพาะด้านการจัดการทรัพยากรและของเสียอย่างไร และความเชื่อมโยงระหว่างภาคเศรษฐกิจกับประเภทของของเสียมีอิทธิพลต่อรูปแบบของกลุ่มที่จำแนกได้หรือไม่ ทั้งนี้เพื่อสังเคราะห์องค์ความรู้เชิงนโยบายที่สนับสนุนการออกแบบแนวทางพัฒนาเศรษฐกิจหมุนเวียนให้เหมาะสมกับบริบทของแต่ละภาคส่วนอย่างเป็นระบบและใช้ได้จริง

3. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

3.1. แนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียน (Circular Economy Concept)

เศรษฐกิจหมุนเวียน (Circular Economy: CE) เป็นแนวทางการพัฒนาเศรษฐกิจที่เน้นการใช้ทรัพยากรอย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด โดยพยายามลดของเสียและการใช้ทรัพยากรใหม่ให้น้อยที่สุดผ่านกลไกการใช้ซ้ำ (Reuse) การซ่อมแซม (Repair) การรีไซเคิล (Recycle) และการออกแบบที่ยั่งยืน (Eco-Design) แนวคิดนี้จะตรงข้ามกับกับระบบเศรษฐกิจแบบเดิมที่เป็นเชิงเส้น Linear Economy) ซึ่งดำเนินการตามลำดับ ผลิต–ใช้–ทิ้ง โดยปราศจากการหมุนเวียนวัสดุกลับเข้าสู่ระบบ ทั้งนี้ CE เน้นการสร้างห่วงโซ่คุณค่าใหม่ที่ไม่เพียงยืดอายุผลิตภัณฑ์ แต่ยังช่วยลดผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมและกระตุ้นนวัตกรรมใหม่ในการผลิต [1], [2]

ในระดับสากล CE ได้กลายเป็นนโยบายหลักในหลายประเทศ เช่น สหภาพยุโรปที่ประกาศ Circular Economy Action Plan และมีการกำหนดเป้าหมายเชิงปริมาณในการรีไซเคิลและใช้ทรัพยากรหมุนเวียน ส่วนประเทศจีนก็ได้นำ CE เป็นหนึ่งในยุทธศาสตร์ระดับชาติในการพัฒนาเศรษฐกิจสีเขียว สำหรับประเทศไทยได้มีนโยบายการบูรณาการ CE เข้าเป็นส่วนหนึ่งของโมเดลเศรษฐกิจ Bio-Circular-Green Economy (BCG) และมีการกำหนดแผนการดำเนินงานเพื่อเป็นแนวทางสำหรับภาคการผลิต บริการ และอุตสาหกรรมเป้าหมาย [3]

3.2. ตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียน (Circular Economy Indicators)

การวัดและประเมินความสำเร็จของการดำเนินการตามแนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนจำเป็นต้องใช้ตัวชี้วัดที่สามารถสะท้อนผลลัพธ์ในมิติต่าง ๆ ได้อย่างชัดเจน โดยจำแนกเป็น 3 มิติ ได้แก่ (1) มิติกระบวนการ มุ่งเน้นการสะท้อนกลยุทธ์หรือกิจกรรมที่เกิดขึ้นภายในระบบ เช่น การนำของเสียกลับมาใช้ซ้ำ การรีไซเคิล หรือการใช้วัสดุหมุนเวียน ตัวชี้วัดเหล่านี้ช่วยติดตามแนวโน้มของพฤติกรรมในระบบที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้างของห่วงโซ่คุณค่า (2) มิติเชิงผลลัพธ์ เป็นการแสดงผลลัพธ์โดยรวมของระบบในภาพกว้าง เช่น ระดับของการหมุนเวียนวัสดุในระบบทั้งหมด ซึ่งชี้วัดถึงสัดส่วนของวัตถุดิบที่หมุนเวียนกลับเข้าสู่ระบบและลดการสูญเสียทรัพยากร ตัวชี้วัดในมิตินี้มักใช้ในการประเมินผลการดำเนินงานตามกรอบนโยบายของประเทศหรือองค์กร (3) มิติทางเศรษฐกิจ พิจารณาประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากรเมื่อเทียบกับผลตอบแทนทางเศรษฐกิจ ซึ่งวัดความสามารถของระบบในการสร้างมูลค่าทางเศรษฐกิจโดยใช้ทรัพยากรให้น้อยที่สุด ตัวชี้วัดนี้สะท้อนถึงมิติของความคุ้มค่าและประสิทธิภาพในการลงทุนด้านทรัพยากรของภาคเศรษฐกิจต่าง ๆ ทั้งนี้ในงานวิจัยนี้ได้เลือกศึกษาตัวชี้วัดทั้งหมด 6 ตัว ได้แก่

1. ตัวชี้วัดการหมุนเวียนของวัสดุ (Material Circularity Indicator: MCI) เป็นตัวชี้วัดที่พัฒนาโดย Ellen MacArthur Foundation ใช้วัดระดับการหมุนเวียนของวัสดุในผลิตภัณฑ์หรือกระบวนการผลิต โดยพิจารณาทั้งวัสดุที่มาจากแหล่งหมุนเวียนและการจัดการวัสดุเมื่อหมดอายุการใช้งาน ค่า MCI อยู่ระหว่าง 0 (ไม่หมุนเวียนเลย) ถึง 1 (หมุนเวียนสมบูรณ์) สามารถประยุกต์ใช้ในงานออกแบบผลิตภัณฑ์แบบยั่งยืน การวิเคราะห์วงจรชีวิตผลิตภัณฑ์ และการประเมินความสามารถในการเป็นระบบแบบวงปิด (Closed-loop) ของอุตสาหกรรมการผลิตและบรรจุภัณฑ์ [6]

2. ตัวชี้วัดการจัดลำดับขั้นของเสีย (Waste Hierarchy Index: WHI) คือตัวชี้วัดที่ใช้วัดและประเมินระดับของการจัดการของเสียตามลำดับขั้นที่กำหนดไว้ในนโยบายด้านสิ่งแวดล้อมของหลายประเทศ เช่น สหภาพยุโรป (EU Waste Framework Directive) โดยลำดับความสำคัญของการจัดการของเสียเรียงจากทางเลือกที่มีผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมน้อยที่สุดไปยังมากที่สุด [7]

3. อัตราการรีไซเคิล (Recycling Rate: RR) เป็นการแสดงสัดส่วนของวัสดุที่สามารถนำกลับเข้าสู่ระบบการผลิตผ่านกระบวนการรีไซเคิลต่อปริมาณวัสดุทั้งหมดที่ถูกทิ้ง ตัวชี้วัดนี้นิยมใช้ในหน่วยงานของรัฐและองค์กรระหว่างประเทศ เช่น Eurostat UNEP และ GIZ เพื่อประเมินผลกระทบจากการบริโภคและการจัดการของเสีย [8]

4. ตัวชี้วัดศักยภาพการใช้ซ้ำ (Reuse Potential Indicator: RPI) เป็นการวัดสัดส่วนของวัสดุหรือผลิตภัณฑ์ที่ถูกนำกลับมาใช้ซ้ำโดยไม่ผ่านกระบวนการรีไซเคิลหรือแปรสภาพ ซึ่งสะท้อนถึงการขยายอายุการใช้งานของทรัพยากรและลดความต้องการใช้วัสดุใหม่ [9]

5. ตัวชี้วัดประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากร (Resource Efficiency Indicator: REI) เป็นตัวชี้วัดที่มีบทบาทสำคัญในการติดตามว่าระบบเศรษฐกิจสามารถใช้ทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้นภายใต้แนวทาง การหมุนเวียนหรือไม่ เช่น การรีไซเคิล การใช้ซ้ำ หรือการออกแบบผลิตภัณฑ์ที่ลดการใช้วัสดุตั้งแต่ต้นทาง โดยเปรียบเทียบปริมาณทรัพยากรที่ใช้กับผลผลิตทางเศรษฐกิจที่ได้จากการใช้ทรัพยากรเหล่านั้น เช่น ผลผลิตต่อหน่วยของวัตถุดิบ พลังงาน หรือวัสดุที่ใช้ในระบบเศรษฐกิจหรือห่วงโซ่อุปทาน [10]

6. อัตราการใช้วัสดุหมุนเวียน (Circular Material Use Rate: CMUR) เป็นตัวชี้วัดที่แสดงสัดส่วนของวัสดุหมุนเวียน ที่นำมาใช้แทนวัสดุใหม่ (Virgin Materials) ต่อการบริโภควัสดุทั้งหมดในระบบเศรษฐกิจของประเทศ ตัวชี้วัดนี้ถูกใช้ในการจัดอันดับระดับความหมุนเวียนของประเทศต่าง ๆ มักใช้ในการประเมินเป้าหมายด้านเศรษฐกิจหมุนเวียนของ EU Green Deal และ Circular Economy Action Plan [11]

อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ตัวชี้วัดทั้ง 6 ตัวดังที่กล่าวในข้างต้น เพื่อให้มีความหลากหลายครอบคลุมมิติสำคัญ และสามารถแปลงเป็นเชิงปริมาณได้ โดยตัวชี้วัดแต่ละตัวมีข้อดีและข้อจำกัดดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงข้อมูลรายละเอียดของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนต่าง ๆ [6]–[11]

ตัวชี้วัด	หน่วย	ช่วงค่า	ข้อดี	ข้อจำกัด
MCI	สัดส่วน	0–1	วัดประสิทธิภาพของการหมุนเวียนวัสดุโดยรวม	ไม่สะท้อนพลังงานหรือวัตถุดิบที่สูญเสียระหว่างกระบวนการ
WHI	ค่าดัชนี	0–100	สอดคล้องกับหลักการลำดับขั้นการจัดการของเสียของ EU	ความชัดเจนของข้อมูลรายประเทศไม่เท่ากัน
RR	ร้อยละ	0–100	ใช้งานง่ายจากข้อมูลทางสถิติ	ไม่ระบุผลกระทบของกระบวนการรีไซเคิล
RPI	ค่าดัชนี	0–1	สะท้อนศักยภาพการนำกลับมาใช้ใหม่ในภาพรวม	ไม่มีมาตรฐานกลางที่เป็นสากล
REI	สัดส่วน	0-1	วัดประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากรต่อหน่วยผลผลิต	ซ้ำซ้อนกับดัชนีการผลิตหรือดัชนีสิ่งแวดล้อมอื่น ๆ
CMUR	ร้อยละ	0–100	ใช้ในการติดตามความยั่งยืนของวัตถุดิบ	ขาดข้อมูลในหลายภาคอุตสาหกรรม

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) คือสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาอัลกอริธึมให้สามารถเรียนรู้จากข้อมูลและตัดสินใจหรือทำนายผลลัพธ์ได้โดยไม่จำเป็นต้องตั้งโปรแกรมอย่างชัดเจนในทุกขั้นตอน โดยอัลกอริธึมของการเรียนรู้ของเครื่องจะวิเคราะห์ข้อมูลที่ป้อนเข้า และสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูลนั้น การเรียนรู้ของเครื่องสามารถจำแนกออกเป็น 3 ประเภทหลักคือ (1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ที่ต้องใช้ข้อมูลที่มีคำตอบล่วงหน้าเพื่อฝึกแบบจำลอง เช่น การจำแนกประเภทหรือการทำนายค่า (2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) ที่ใช้ข้อมูลที่ไม่มีการระบุคำตอบล่วงหน้า เพื่อค้นหารูปแบบหรือความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูล เช่น การจัดกลุ่ม หรือการลดมิติข้อมูล และ (3) การเรียนรู้แบบเสริมแรง (Reinforcement Learning) ที่ใช้กลไกของการให้รางวัลหรือลงโทษเพื่อเรียนรู้จากการทดลองซ้ำๆ ในสภาพแวดล้อมแบบไดนามิก [12]

ปัจจุบันได้มีการการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องกันอย่างกว้างขวาง เช่น ระบบแนะนำสินค้า การวิเคราะห์การฉ้อโกง การวินิจฉัยทางการแพทย์ การพยากรณ์เศรษฐกิจ และระบบอัตโนมัติด้านโลจิสติกส์ รวมถึงงานวิจัยด้านสิ่งแวดล้อมและเศรษฐกิจหมุนเวียน โดยใช้ในการประเมินความเสี่ยงของทรัพยากร การจำแนกกลุ่มผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย และการวิเคราะห์แนวโน้มเชิงนโยบาย [14]

จากการเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบไม่มีผู้สอนในตารางที่ 2 พบว่าเทคนิค K-Means Clustering มีความเหมาะสมมากที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยนี้ เนื่องจากสามารถจัดกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะการกระจายตัวเชิงปริมาณได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะเมื่อจำนวนกลุ่ม (k) เป็นที่ทราบหรือสามารถประมาณได้ล่วงหน้า อีกทั้งยังมีความสามารถในการจัดกลุ่มข้อมูลขนาดใหญ่ได้รวดเร็วและตีความได้ง่ายกว่าวิธีการอื่น เช่น DBSCAN ที่มีข้อจำกัดในการจัดการกับกลุ่มข้อมูลที่มีความหนาแน่นไม่สม่ำเสมอ หรือ Hierarchical Clustering ที่ใช้เวลาประมวลผลสูงและไม่เหมาะกับชุดข้อมูลขนาดใหญ่ งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ K-Means Clustering เป็นเทคนิคหลักเพื่อให้ได้ผลการจัดกลุ่มที่มีความเสถียร สอดคล้องกับลักษณะข้อมูลจริง และสามารถนำไปวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างของดัชนีเศรษฐกิจหมุนเวียนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบไม่มีผู้สอน

เทคนิค	ข้อดี	ข้อจำกัด	อ้างอิง
K-Means Clustering	- ประมวลผลเร็ว เหมาะกับข้อมูลขนาดใหญ่ - ตีความง่าย เหมาะกับข้อมูลเชิงปริมาณที่มีโครงสร้าง	- ต้องกำหนดจำนวนกลุ่มล่วงหน้า - ไม่เหมาะกับกลุ่มที่มีรูปทรงหรือความหนาแน่นต่างกันมาก	[15]
Hierarchical Clustering	- ไม่ต้องกำหนดจำนวนกลุ่มล่วงหน้า - ให้ภาพรวมเชิงลำดับของความสัมพันธ์ข้อมูล	- ใช้เวลามากกับข้อมูลขนาดใหญ่ อ่อนไหวต่อค่าผิดปกติ	[16]
DBSCAN	- ตรวจจับกลุ่มรูปร่างอิสระได้ดีทนต่อค่าผิดปกติได้ดี	- ตั้งค่าพารามิเตอร์ยากไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีความหนาแน่นไม่สม่ำเสมอ	[16]
Self-Organizing Map (SOM)	- เรียนรู้เชิงลึกและจัดกลุ่มได้แม่นยำสร้าง Visualization ที่มีมิติเชิงสัมพันธ์	- ตีความผลลัพธ์ยากปรับจูนหลายพารามิเตอร์ และต้องการเวลาเรียนรู้	[17]

3.4 การรวบรวมและเตรียมข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ถือเป็นขั้นตอนพื้นฐานที่สำคัญในกระบวนการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เนื่องจากคุณภาพของข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่ระบบมีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยเฉพาะในการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) เช่น การจัดกลุ่มข้อมูล (Clustering) ซึ่งไม่มีคำตอบล่วงหน้าให้ระบบใช้ในการปรับปรุงการเรียนรู้ จึงจำเป็นต้องมีการประมวลผลข้อมูลอย่างเป็นระบบเพื่อให้ข้อมูลมีความสะอาด สมบูรณ์ และอยู่ในรูปแบบที่พร้อมใช้งาน ซึ่งกระบวนการเตรียมข้อมูลโดยทั่วไปประกอบด้วย 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ [12]–[14]

3.4.1 การรวบรวมข้อมูล (Data Collection) เป็นขั้นตอนเริ่มต้นที่เกี่ยวข้องกับการดึงข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ เช่น ฐานข้อมูลวิชาการ ฐานข้อมูลอุตสาหกรรม หรือระบบสารสนเทศ ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ฐานข้อมูล Scopus โดยคัดเลือกเฉพาะบทความที่มีข้อมูลเชิงปริมาณของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียน พร้อมระบุภาคเศรษฐกิจและประเภทของของเสียที่ชัดเจน เพื่อให้สามารถนำข้อมูลไปใช้ในการวิเคราะห์เชิงสถิติได้อย่างถูกต้อง

3.4.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เป็นกระบวนการขจัดปัญหาที่เกิดจากข้อมูลที่มีคุณภาพต่ำ เช่น ข้อมูลซ้ำ (duplicates) ข้อมูลขาดหาย (missing values) ค่าผิดปกติ (outliers) หรือความไม่สอดคล้องกันของรูปแบบข้อมูล โดยอาจใช้วิธีการลบหรือเติมค่าที่ขาดหาย ปรับชนิดข้อมูลให้ตรงกัน รวมถึงการวิเคราะห์การกระจายตัวของข้อมูล (feature distribution analysis) เพื่อจำแนกข้อมูลที่ผิดปกติและอาจก่อให้เกิดอคติ (bias) ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

3.4.3 การแปลงข้อมูล (Data Transformation) มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่สามารถนำเข้าสู่โมเดลได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะการทำให้ข้อมูลอยู่ในสเกลเดียวกัน (Feature Scaling) ด้วยเทคนิค Normalization หรือ Standardization เช่น Z-score transformation ซึ่งจะเปลี่ยนข้อมูลให้มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 ช่วยให้การคำนวณระยะห่างในโมเดล เช่น K-Means Clusteringมีความแม่นยำและไม่ถูกครอบงำด้วยตัวแปรที่มีขนาดข้อมูลแตกต่างกันมาก

3.5 การจัดกลุ่มข้อมูลด้วย K-Means Clustering Clustering

K-Means Clustering เป็นอัลกอริธึมของการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการจัดกลุ่มข้อมูลแบบไม่มีผู้สอนที่ได้รับความนิยมสูงในงานด้านการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก จุดมุ่งหมายของวิธีนี้คือการแบ่งข้อมูลออกเป็น k กลุ่ม โดยให้แต่ละกลุ่มมีค่าเฉลี่ยภายในกลุ่มต่ำที่สุดและให้ข้อมูลในแต่ละกลุ่มมีความคล้ายคลึงกันสูง โดยลักษณะความคล้ายคลึงนี้วัดจาก ระยะห่างแบบยูคลิด (Euclidean Distance) ระหว่างจุดข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของกลุ่ม (Centroid) ซึ่งคำนวณจากสมการที่ (1) [18]

$$dist(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{k} \left(x_i - \mu_i \right)^2} \tag{1}$$

เมื่อ x คือเวกเตอร์ข้อมูลจุดที่ i , μ คือจุด Centroid ของกลุ่ม และ k คือจำนวนกลุ่มหรือคลัสเตอร์

การกำหนดจำนวนกลุ่ม (k) ที่เหมาะสมเป็นขั้นตอนสำคัญซึ่งมีผลต่อคุณภาพของการจัดกลุ่ม ซึ่งโดยทั่วไปนิยมใช้ใช้วิธีการประเมินสองวิธีหลัก ได้แก่

3.4.1 Elbow Method

Elbow method เป็นวิธีพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนรวมภายในกลุ่ม (Sum of Squared Errors: SSE) จากการทดลองใช้ค่า k ต่าง ๆ คำนวณได้จากสมการที่ (2) แล้วสร้างกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่า k และค่า SSE เพื่อหาจุดหักมุม ของกราฟ ซึ่งแสดงถึงจำนวนกลุ่มที่เริ่มไม่มีนัยสำคัญในการลดค่า SSE อีกต่อไป จุดดังกล่าวมักบ่งชี้ว่าเป็นค่า k ที่เหมาะสมที่สุด เพราะเป็นจุดที่ได้สมดุลระหว่างความซับซ้อนของแบบจำลองกับความกระชับของกลุ่ม [19]

$$SSE = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in C_i} \left\| x - \mu_i \right\|^2 \tag{2}$$

เมื่อ C_i คือ กลุ่มที่ i (Cluster i) เป็นเซตของจุดข้อมูลที่ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มที่ i , μ_i คือจุด Centroid ของกลุ่มที่ i และ $x \in C_i$ คือจุดข้อมูล x ที่อยู่ในกลุ่ม i

3.4.2. Silhouette Score

Silhouette Score เป็นตัวชี้วัดวัดความสอดคล้องของการจัดกลุ่มโดยพิจารณาว่าข้อมูลแต่ละจุดนั้นอยู่ในกลุ่มที่ถูกต้องหรือไม่ ซึ่งคำนวณจากค่าเฉลี่ยของระยะห่างระหว่างข้อมูลภายในกลุ่มเดียวกัน (a) และระยะห่างจากข้อมูลในกลุ่มที่ใกล้เคียงที่สุด (b) ดังแสดงในสมการที่ (3) ค่าที่ได้จะอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดยค่าใกล้ 1 แสดงถึงการจัดกลุ่มที่ดี มีการแยกกลุ่มชัดเจน และค่าใกล้ -1 หมายถึงการจัดกลุ่มที่ไม่เหมาะสม โดยทั่วไปค่าเฉลี่ยของ Silhouette Score สำหรับแต่ละ k จะถูกนำมาเปรียบเทียบเพื่อระบุจำนวนกลุ่มที่ให้ความสอดคล้องดีที่สุด [19]

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \tag{3}$$

เมื่อ $s(i)$ คือค่า silhouette score ของจุดข้อมูล i ใขณะที่ $a(i)$ คือระยะทางเฉลี่ยระหว่างจุดข้อมูล i กับจุดอื่นๆ ที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันกับi และ $b(i)$ คือระยะทางเฉลี่ยระหว่างจุดข้อมูล i กับจุดในกลุ่มอื่นที่ใกล้ที่สุด

3.6 การลดมิติข้อมูลด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้สำหรับลดมิติของชุดข้อมูลที่มีจำนวนตัวแปรมาก โดยแปลงข้อมูลต้นฉบับให้อยู่ในรูปขององค์ประกอบหลัก (Principal Components) ซึ่งไม่สัมพันธ์กันทางสถิติและสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้มากที่สุดในแต่ละแกน เทคนิคนี้มีข้อได้เปรียบในการลดความซับซ้อนของข้อมูล เพิ่มประสิทธิภาพการวิเคราะห์ และลดผลกระทบจาก Multicollinearity ของตัวแปรต้น ซึ่งเทคนิค PCA อาศัยการคำนวณค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalues) และเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ (Eigenvectors) จากเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) เพื่อนำมาสร้างแกนใหม่ที่มีลำดับตามความสำคัญของปริมาณความแปรปรวนที่อธิบายได้ ซึ่งเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแสดงได้ดังสมการ [20]

$$\sum = \frac{1}{n-1} X^T X \tag{4}$$

โดยที่ $\sum$ คือเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม n คือจำนวนตัวอย่าง X คือเมทริกซ์ที่มีขนาด n แถว และ d คอลัมน์โดยที่สมาชิกทุกตัวในเมทริกซ์เป็นจำนวนจริง (Real Numbers) และ X^T คือทรานสโพสของเมทริกซ์ X

หลังจากนั้นจะทำการแยกค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalues Decomposition) เพื่อแปลงเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมให้เป็นชุดของแกนใหม่ (Eigenvectors) และบอกได้ว่าแต่ละแกนสำคัญมากน้อยเพียงใด เพื่อให้เราสามารถลดมิติของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยยังคงรักษาข้อมูลสำคัญไว้ได้มากที่สุด ซึ่งการแยกค่าลักษณะเฉพาะแสดงได้ดังสมการที่ (5) [20]

$$\sum V = V\Lambda \tag{5}$$

โดยที่ $\sum$ คือเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม V คือเมทริกซ์ที่ประกอบด้วย Eigenvectors เป็นคอลัมน์ (เวกเตอร์เฉพาะ) และ Λ คือเมทริกซ์แนวทแยงที่ประกอบด้วยค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalues) ที่สอดคล้องกับแต่ละ Eigenvector

เทคนิค PCA ได้รับความนิยมอย่างสูงในงานวิเคราะห์ข้อมูลในหลากหลายสาขา เช่น เศรษฐศาสตร์ วิศวกรรมชีวภาพ การวิเคราะห์ภาพ และโดยเฉพาะอย่างยิ่งในการวิเคราะห์เชิงสิ่งแวดล้อม [19]

4. การดำเนินการวิจัย

การดำเนินงานวิจัยนี้ประกอบด้วย 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ (1) การรวบรวมและเตรียมข้อมูล (2) การประยุกต์ใช้แบบจำลองเพื่อจัดกลุ่มข้อมูลและการประเมินคุณภาพการจัดกลุ่ม และ (3) การวิเคราะห์และอธิบายผลการจัดกลุ่มข้อมูล โดยจะใช้ภาษาไพธอน (Python) เป็นภาษาหลักในการเขียนโปรแกรมการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งขั้นตอนการดำเนินงานดังแสดงในรูปที่ 1

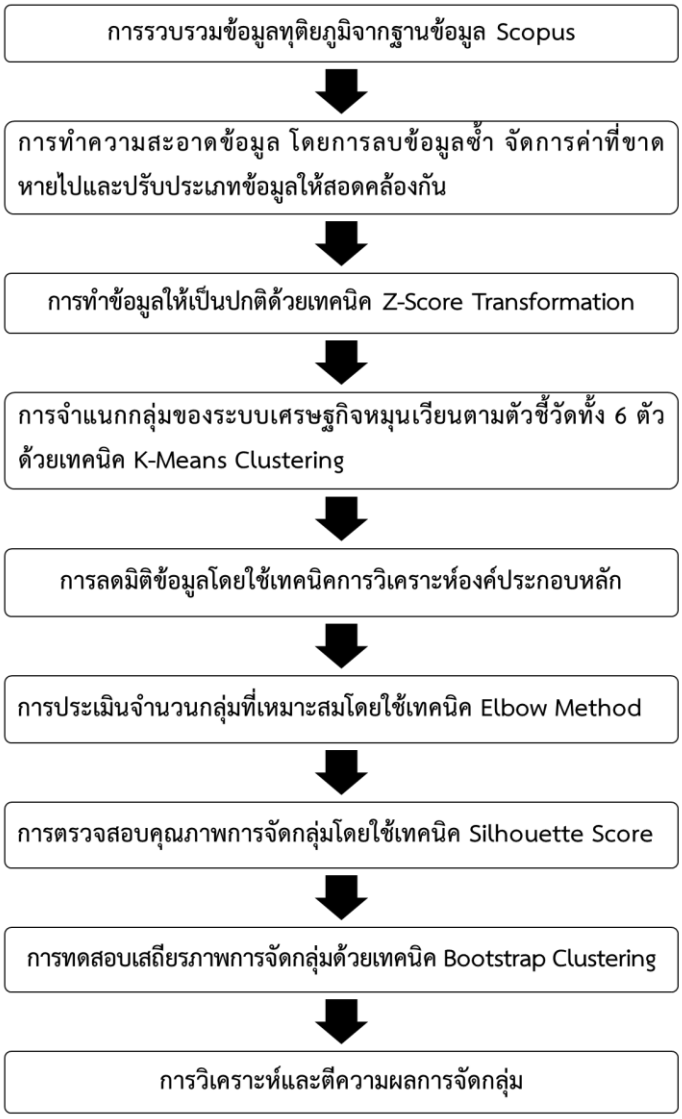
4.1 การรวบรวมและเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยนี้ได้จากการสืบค้นบทความวิจัยในฐานข้อมูล Scopus ซึ่งเผยแพร่ระหว่างปี ค.ศ. 2010–2024 โดยใช้คำสืบค้นว่า (“circular economy indicator” OR “material circularity indicator” OR “waste hierarchy index” OR “recycling rate” OR “reuse potential indicator” OR “resource efficiency indicator” OR “circular material use rate” OR “circularity index”) AND (“waste” OR “biomass waste” OR “plastic waste” OR “food waste” OR “construction waste” OR “industrial waste”) AND (“agriculture” OR “energy sector” OR “manufacturing” OR “construction industry” OR “food

industry”) ซึ่งได้บทความทั้งหมด 877 รายการ โดยใช้เกณฑ์การคัดเลือกบทความคือต้องมีข้อมูลเชิงปริมาณของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนที่สามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์เชิงสถิติได้ และต้องระบุภาคเศรษฐกิจหรือประเภทของของเสียไว้อย่างชัดเจน

อย่างไรก็ตาม เนื่องจากเป็นการรวบรวมข้อมูลจากวารสารวิชาการที่หลากหลาย ไม่มีการสุ่มตัวอย่างที่เป็นตัวแทนเท่าเทียมของแต่ละภาคเศรษฐกิจ ซึ่งอาจส่งผลต่อความไม่สมดุลของข้อมูลและมีแนวโน้มที่จะเกิดอคติ (bias) ในการจัดกลุ่มได้ จึงได้ทำการวิเคราะห์การกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละคุณลักษณะ (Feature Distribution Analysis) เพื่อตรวจสอบและกำจัด Outliers ที่ไม่สมเหตุสมผลที่อาจเป็น Noise ที่ทำให้โมเดลเกิดอคติได้ออกไป

สำหรับขั้นตอนการทำความสะอาดข้อมูล ประกอบด้วยการลบข้อมูลซ้ำ การจัดการค่าที่ขาดหาย โดยการกำจัดแถวที่ไม่สมบูรณ์ และการปรับประเภทข้อมูลให้สอดคล้องกัน ก่อนจะดำเนินการ ทำให้ข้อมูลเป็นปกติ ด้วยวิธี Z-score transformation เพื่อให้ข้อมูลมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 ทำให้สามารถเปรียบเทียบข้ามตัวแปรได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 1 แผนผังกระบวนการดำเนินการวิจัย

4.2 การประยุกต์ใช้แบบจำลองเพื่อจัดกลุ่มข้อมูล

ขั้นตอนนี้เน้นการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่มีอยู่แล้วอย่างเหมาะสมกับลักษณะข้อมูลและเป้าหมายของการวิจัย โดยใช้เทคนิค K-Means Clusteringในการจำแนกกลุ่มของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนตามลักษณะของตัวชี้วัดทั้ง 6 ตัว และใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักในการลดมิติข้อมูลก่อนจัดกลุ่ม เพื่อให้สามารถวิเคราะห์และตีความโครงสร้างเชิงซ้อนของข้อมูลได้ง่ายขึ้น การวิเคราะห์ทั้งหมดดำเนินการด้วยไลบรารี Scikit-learn และใช้ Matplotlib และ Seaborn สำหรับการสร้างกราฟ เช่น Scree plot PCA scatter plot และ Heatmap เพื่อแสดงผลลัพธ์การวิเคราะห์อย่างชัดเจน

4.3 การประเมินคุณภาพและเสถียรภาพของแบบจำลอง

การประเมินแบบจำลองแบ่งออกเป็นสองส่วน ได้แก่ (1) การประเมินจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมด้วย Elbow Method โดยใช้ค่า SSE และ (2) การตรวจสอบคุณภาพการจัดกลุ่มด้วย Silhouette Score เพื่อยืนยันว่าแบบจำลองสามารถแบ่งกลุ่มได้ชัดเจนและเหมาะสมที่สุด นอกจากนี้เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์จึงได้ดำเนินการทดสอบความเสถียรของคลัสเตอร์ (Cluster Stability) ด้วยการจัดกลุ่มซ้ำหลายครั้ง (Multiple Initializations) โดยใช้เทคนิค Bootstrap Clustering

5. ผลการวิจัย

5.1. การทำความสะอาดข้อมูลและการเลือกตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้อง

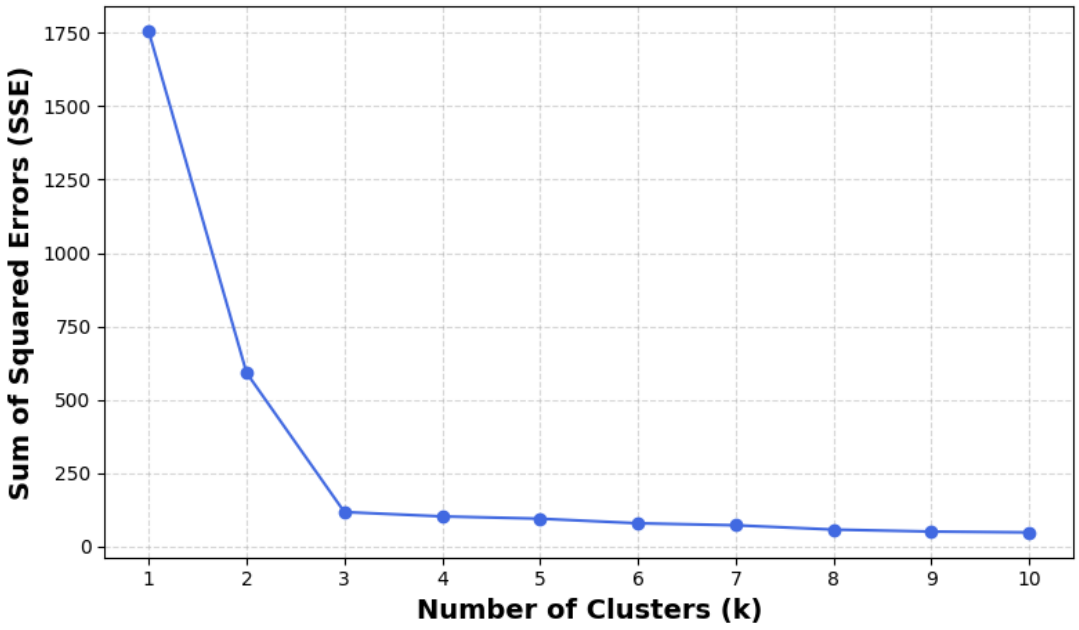
กระบวนการเตรียมข้อมูลในงานวิจัยนี้เริ่มต้นจากการสืบค้นบทความวิจัยจากฐานข้อมูล Scopus โดยใช้คำสืบค้นเฉพาะที่เชื่อมโยงกับตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนและประเภทของของเสีย ในบริบทของภาคเศรษฐกิจต่าง ๆ ซึ่งได้บทความวิจัยรวมทั้งสิ้นจำนวน 877 บทความ จากนั้นนำข้อมูลที่ได้มาเข้าสู่ขั้นตอนการทำความสะอาด เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่มีคุณภาพและเหมาะสมต่อการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบไม่มีผู้สอน ผลจากการทำความสะอาดข้อมูลพบว่าบทความที่สามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์ได้อย่างสมบูรณ์มีจำนวน 861 บทความ คิดเป็นสัดส่วนประมาณ 98.17% ของบทความทั้งหมดที่สกัดมาได้ในเบื้องต้น ซึ่งแยกตามภาคเศรษฐกิจดังแสดงในตารางที่ 3 จากการคัดเลือกตัวชี้วัดทั้ง 6 ตัวในงานวิจัยนี้อิงจากแนวทางขององค์กรระหว่างประเทศและการทบทวนวรรณกรรมในสาขาเศรษฐกิจหมุนเวียน ซึ่งเลือกโดยมีเหตุผลที่สอดคล้องกับเป้าหมายการประเมินระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนทั้งในด้านโครงสร้างการหมุนเวียนวัตถุดิบ (MCI RPI และ CMUR) ด้านการลดของเสีย (WHI และ RR) และด้านประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากร (REI) โดยทุกตัวชี้วัดสามารถอธิบายภาพรวมของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนในหลายอุตสาหกรรมได้อย่างครอบคลุม

ตารางที่ 3 แสดงข้อมูลจำนวนบทความที่นำมาใช้เป็นข้อมูลในงานวิจัย

ภาคเศรษฐกิจ	จำนวนบทความ (บทความ)	
	ก่อนทำความสะอาดข้อมูล	หลังทำความสะอาดข้อมูล
ภาคพลังงาน	198	193
ภาคก่อสร้าง	179	178
ภาคอุตสาหกรรมการผลิต	175	172
ภาคอุตสาหกรรมอาหาร	168	164
ภาคเกษตรกรรม	157	154
รวม	877	861

5.2. การแบ่งจำนวนกลุ่มข้อมูล

เทคนิค K-Means Clusteringเป็นเครื่องมือที่นิยมใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูลโดยอาศัยการเรียนรู้ของเครื่องแบบไม่มีผู้สอน ทั้งนี้การกำหนดจำนวนคลัสเตอร์ (k) ถือเป็นเป็นขั้นตอนที่สำคัญของการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยเทคนิคนี้ โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้ Elbow Method ซึ่งเป็นการพิจารณาจุดหักมุมของค่า SSE เพื่อหาค่า k ที่เพิ่มจำนวนกลุ่มโดยไม่ทำให้ SSE ลดลงอย่างมีนัยสำคัญ [19] จากรูปที่ 2 แสดงให้เห็นว่าค่า SSE ลดลงอย่างรวดเร็วจาก k=1 ไปยัง k=3 เมื่อเพิ่มจำนวนกลุ่มในช่วงต้น จะช่วยลดความคลาดเคลื่อนของข้อมูลในแต่ละกลุ่มได้อย่างชัดเจน อย่างไรก็ตาม หลังจากจุดนี้ (k>3) ค่า SSE จะลดลงอย่างช้า ๆ และไม่มีนัยสำคัญ นี่คือจุดที่เรียกว่า Elbow ซึ่งแสดงถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำในการจัดกลุ่มกับความเรียบง่ายของโมเดล ดังนั้นการเลือก k=3 จึงเหมาะสม



รูปที่ 2 กราฟ Elbow Plot สำหรับกำหนดจำนวนคลัสเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด

นอกจากนี้การใช้ค่า Silhouette Score เพื่อวัดความหนาแน่นภายในกลุ่มและระยะห่างระหว่างกลุ่ม โดยผลการประเมินค่า Silhouette Score สำหรับจำนวนกลุ่มต่าง ๆ แสดงไว้ในตารางที่ 4 พบว่าค่า Silhouette Score สูงสุดที่ k=3 โดยมีค่าเท่ากับ 0.622 ถือว่าอยู่ในระดับที่ดีมากตามเกณฑ์การประเมินของ Kaufman & Rousseeuw (2005) [21] ซึ่งค่าที่มากกว่า 0.50 แสดงถึงโครงสร้างของกลุ่มที่ชัดเจน มีความสอดคล้องภายในกลุ่มสูง และมีการแยกจากกลุ่มอื่นได้อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อพิจารณาค่า Silhouette Score ของ k=4-6 จะเห็นได้ว่าค่าคะแนนลดลงอย่างต่อเนื่อง สะท้อนให้เห็นถึงการลดลงของคุณภาพในการจัดกลุ่ม เนื่องมาจากเกิดการ Over-Segmentation หรือการจัดกลุ่มที่ละเอียดเกินไป ส่งผลให้โครงสร้างของกลุ่มหรือคลัสเตอร์ซ้อนทับกันและยากต่อการตีความ

ภายหลังการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยเทคนิค K-Means Clusteringแล้วจะได้ชุดข้อมูลที่ได้มีความพร้อมสำหรับการวิเคราะห์เชิงลึกสำหรับขั้นตอนต่อไป โดยโครงสร้างของชุดข้อมูลดังกล่าวครอบคลุมองค์ประกอบสำคัญในการประเมินระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนในแต่ละภาคเศรษฐกิจ ได้แก่ (1) ปีที่เผยแพร่บทความ (Publication Year) (2) ภาคเศรษฐกิจ (Economic Sector) (3) ชื่อของเสียและประเภทของของเสีย (4) ตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนทั้ง 6 ตัว นอกจากนี้ยังมีผลการจัดกลุ่มจาก K-Means Clusteringได้แก่ ชื่อกลุ่มคลัสเตอร์และรหัสคลัสเตอร์ (Cluster Code) ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์โครงสร้างกลุ่ม ความเสถียรของคลัสเตอร์ และการแปลผลเพื่อสนับสนุนการออกแบบนโยบายด้านเศรษฐกิจหมุนเวียนในเชิงอุตสาหกรรมในลำดับต่อไป ดังแสดงในรูปที่ 3

ตารางที่ 4 คะแนน Silhouette สำหรับจำนวนคลัสเตอร์ที่แตกต่างกัน (k = 2–6)

จำนวนคลัสเตอร์ (k)	ค่า Silhouette Score
2	0.487
3	0.622
4	0.559
5	0.533
6	0.498

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Publication Year	Economic Sector	Waste Name	Waste Type	Indicators						Cluster	Cluster code
2					MCI	WHI	RR	RPI	REI	MMUR		
3	2015	Agriculture	Rice husk	Biomass Waste	0.45	57	54	0.42	0.62	59	Transitional	1
4	2019	Manufacturing	LDPE packaging	Plastic Waste	0.46	59	63	0.54	0.61	66	Transitional	1
5	2018	Food Industry	Bakery waste	Food Waste	0.89	72	97	0.97	0.52	78	Circular-Dominant	0
6	2012	Construction	Plaster debris	Construction Waste	0.64	69	55	0.44	0.67	60	Transitional	1
7	2015	Construction	Asphalt chunks	Construction Waste	0.89	81	89	0.9	0.51	78	Circular-Dominant	0
8	2023	Manufacturing	Plastic straws	Plastic Waste	0.61	72	63	0.51	0.62	59	Transitional	1
9	2019	Manufacturing	Polystyrene cups	Plastic Waste	0.56	56	57	0.48	0.6	56	Transitional	1
10	2023	Manufacturing	Bubble wrap	Plastic Waste	0.16	30	24	0.37	0.82	40	Linear-Dominant	2
11	2011	Food Industry	Meat Waste	Food Waste	0.34	35	23	0.26	0.82	42	Linear-Dominant	2
12	2024	Agriculture	Coconut shell	Biomass Waste	0.83	74	86	0.75	0.69	87	Circular-Dominant	0
13	2012	Construction	Rebar offcuts	Construction Waste	0.21	50	38	0.17	0.72	25	Linear-Dominant	2
14	2013	Construction	Asphalt chunks	Construction Waste	0.17	25	26	0.19	0.73	47	Linear-Dominant	2
15	2020	Construction	Plaster debris	Construction Waste	0.12	36	32	0.39	0.72	32	Linear-Dominant	2
16	2014	Agriculture	Sugarcane bagasse	Biomass Waste	0.69	72	70	0.45	0.63	63	Transitional	1
17	2016	Construction	Rebar offcuts	Construction Waste	0.38	37	37	0.18	0.85	26	Linear-Dominant	2
18	2015	Food Industry	Restaurant plate waste	Food Waste	0.8	83	90	0.7	0.53	88	Circular-Dominant	0
19	2012	Energy Sector	Packaging films	Industrial Waste	0.49	65	54	0.5	0.71	51	Transitional	1
20	2016	Manufacturing	PVC pipes	Plastic Waste	0.2	24	22	0.4	0.76	44	Linear-Dominant	2
21	2011	Food Industry	Meat trimmings	Food Waste	0.78	90	95	0.84	0.64	82	Circular-Dominant	0
22	2023	Construction	Concrete rubble	Construction Waste	0.8	98	97	0.99	0.54	92	Circular-Dominant	0
23	2012	Energy Sector	Spent solvents	Industrial Waste	0.38	25	22	0.32	0.81	45	Linear-Dominant	2
24	2014	Construction	Broken tiles	Construction Waste	0.74	94	84	0.67	0.55	94	Circular-Dominant	0
25	2024	Construction	Window frame waste	Construction Waste	0.9	86	87	0.95	0.62	94	Circular-Dominant	0
26	2013	Agriculture	Coconut shell	Biomass Waste	0.23	31	34	0.19	0.85	35	Linear-Dominant	2
27	2024	Energy Sector	Cooling fluid residue	Industrial Waste	0.17	47	32	0.26	0.88	39	Linear-Dominant	2

Official Dataset

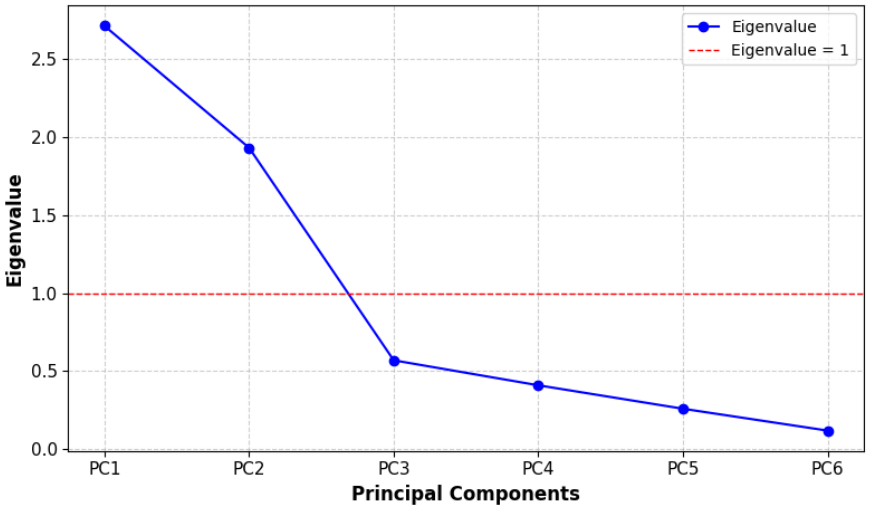
รูปที่ 3 แสดงองค์ประกอบของชุดข้อมูลที่ผ่านการทำความสะอาดและการจัดกลุ่ม

5.3. การลดมิติของข้อมูล

การลดมิติข้อมูลด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) สามารถช่วยแปลงจากตัวแปรเดิมทั้ง 6 ตัวให้กลายเป็นองค์ประกอบหลักที่ไม่สัมพันธ์กัน โดยไม่สูญเสียความแปรปรวนที่สำคัญของข้อมูล ทั้งนี้เพื่อสนับสนุนการเลือกจำนวนองค์ประกอบหลักที่เหมาะสมจึงได้จัดทำ Scree Plot เพื่อแสดงค่า Eigenvalue ของแต่ละองค์ประกอบหลัก (PC) จากรูปที่ 4 จะเห็นได้ว่าค่า Eigenvalue ลดลงอย่างรวดเร็วระหว่าง PC1 และ PC2 และมีค่า Eigenvalue มากกว่า 1.0 ซึ่งเป็นจุดที่เหมาะสมสำหรับการตัดสินใจเลือกจำนวนองค์ประกอบหลัก ส่งผลให้การใช้ PC1 และ PC2 สามารถสรุปแนวโน้มโครงสร้างของระบบ CE ได้อย่างครอบคลุมและแม่นยำ ทั้งนี้ตั้งแต่ PC3 เป็นต้นไปจะมีค่า Eigenvalue ที่ลดลงอย่างต่อเนื่องและมีค่าต่ำว่า 1.0 ซึ่งไม่ควรเลือกมาเป็นองค์ประกอบหลัก เนื่องจากการที่ค่า Eigenvalue ขององค์ประกอบใดต่ำกว่า 1.0 บ่งชี้ว่าองค์ประกอบนั้นไม่มีศักยภาพเพียงพอในการอธิบายข้อมูลและควรตัดออกจากการวิเคราะห์เพื่อให้ผลลัพธ์ของแบบจำลองมีความกระชับ ชัดเจน และเชื่อถือได้มากยิ่งขึ้น [22]

จากผลการวิเคราะห์ PCA พบว่าองค์ประกอบหลักสองแกนแรก (PC1 และ PC2) อธิบายความแปรปรวนรวมกันได้ถึง 77.2% โดยที่ PC1 มีค่า Eigenvalue เท่ากับ 2.71 (อธิบายความแปรปรวน 45.1%) และ PC2 มีค่า

Eigenvalue เท่ากับ 1.93 (อธิบายความแปรปรวน 32.1%) ทั้งนี้องค์ประกอบหลักทั้งสองจึงถูกเลือกเพื่อใช้ในการสร้างกราฟ PCA plot และการจำแนกกลุ่มต่อไป



รูปที่ 4 Scree Plot แสดงค่า Eigenvalue ของแต่ละองค์ประกอบหลัก (PC)

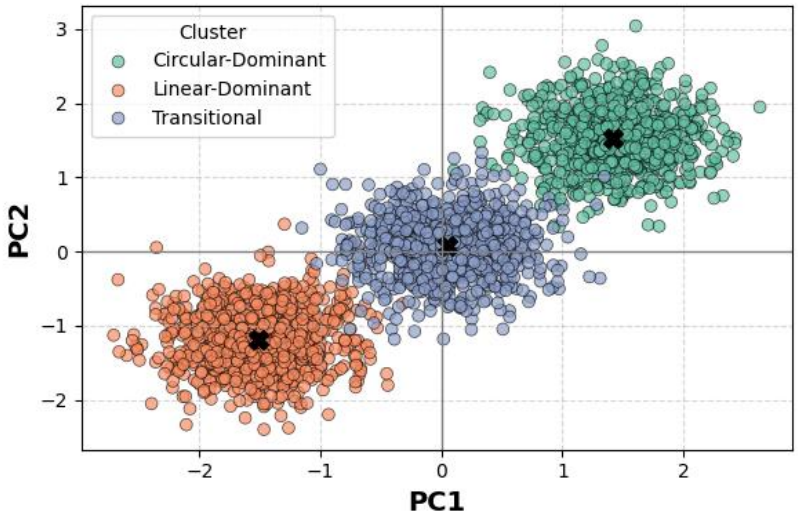
5.4. การวิเคราะห์ผลการจัดกลุ่ม

เมื่อได้ผลลัพธ์การจัดกลุ่มด้วย K-Means Clustering แล้วจึงได้มีการตรวจสอบคุณภาพของกลุ่มหรือคลัสเตอร์โดยใช้ PCA Plot ดังแสดงในรูปที่ 5 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการกระจายตัวของข้อมูลในสองมิติที่มีการแยกกลุ่มอย่างชัดเจน จากผลการจำแนกกลุ่มข้อมูลที่ได้จาก K-Means Clustering ทั้ง 3 กลุ่ม ที่มีระยะห่างระหว่าง Centroid ของแต่ละกลุ่มอย่างมีนัยสำคัญ สะท้อนให้เห็นว่ากระบวนการจัดกลุ่มสามารถจำแนกคุณลักษณะของระบบเศรษฐกิจได้เป็นอย่างดี ส่งผลให้สามารถจำแนกประเภทของระบบเศรษฐกิจที่อยู่ในแต่ละกลุ่มได้ดังนี้

กลุ่มที่ 1 Circular-Dominant Systems กลุ่มนี้ประกอบด้วยข้อมูลที่แสดงให้เห็นค่าตัวชี้วัด MCI RR RPI และ CMUR ในระดับสูง โดยมีลักษณะของการจัดการทรัพยากรที่มีประสิทธิภาพ มีการหมุนเวียนทรัพยากรสูง และมีความสามารถในการใช้ซ้ำของผลิตภัณฑ์และวัสดุที่เด่นชัด กลุ่มนี้สัมพันธ์กับภาคเกษตรกรรม อุตสาหกรรมอาหาร และอุตสาหกรรมชีวภาพ ซึ่งมีการออกแบบระบบการผลิตที่ส่งเสริมหลักการของเศรษฐกิจหมุนเวียน [11] การที่ Centroid ของกลุ่มนี้อยู่ในจตุภาคขวาบนของ PCA (PC1>0 และ PC2>0) สะท้อนถึงโครงสร้างเชิงบวกในทุกตัวชี้วัดที่วิเคราะห์

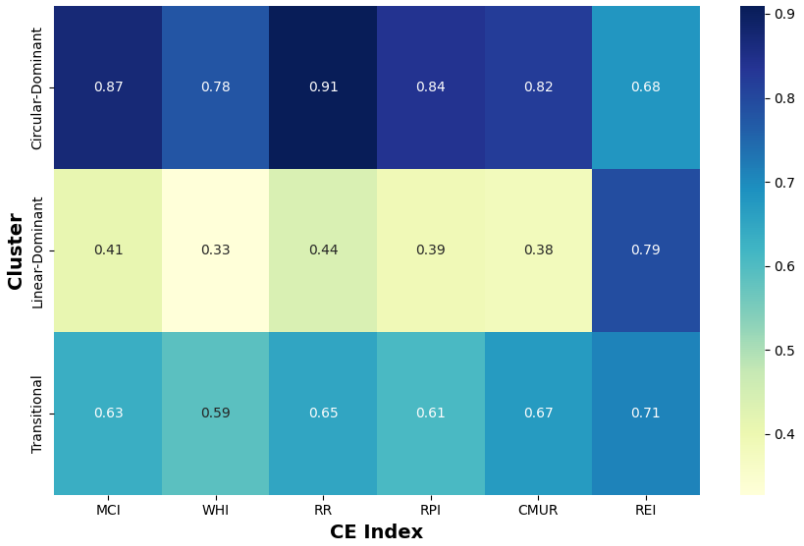
กลุ่มที่ 2 Transitional Systems กลุ่มนี้อยู่ในตำแหน่งใกล้จุดศูนย์กลางของ PCA (PC1≈0.05 และ PC2≈0.09) แสดงให้เห็นลักษณะของระบบที่กำลังอยู่ในช่วงการเปลี่ยนผ่านจากระบบเศรษฐกิจเชิงเส้นสู่ระบบเศรษฐกิจหมุนเวียน ข้อมูลในกลุ่มนี้แสดงค่าตัวชี้วัด CE ในระดับปานกลาง โดยเฉพาะค่าของ REI และ WHI ที่ยังคงมีความไม่แน่นอน ความหลากหลายของการกระจายตัวภายในกลุ่มนี้สะท้อนให้เห็นถึงความไม่สม่ำเสมอของการบูรณาการแนวคิด CE ในภาคเศรษฐกิจต่าง ๆ เช่น ภาคพลังงาน การผลิตทั่วไป และการแปรรูปวัตถุดิบที่เริ่มมีการใช้เทคโนโลยีสะอาดบางส่วน แต่ยังไม่บรรลุผลเชิงระบบ [19], [23]

กลุ่มที่ 3 Linear-Dominant Systems กลุ่มนี้แสดงลักษณะของระบบเศรษฐกิจที่ยังคงยึดตามแนวทางเชิงเส้น (Linear Economy) อย่างชัดเจน โดยมีค่า MCI RPI และ RR อยู่ในระดับต่ำ แต่กลับมีค่า REI สูง ซึ่งสะท้อนถึงการมุ่งเน้นประสิทธิภาพเชิงต้นทุนโดยไม่คำนึงถึงการหมุนเวียนของทรัพยากร กลุ่มนี้สัมพันธ์กับภาคอุตสาหกรรมที่ใช้ทรัพยากรอย่างเข้มข้น เช่น เหล็ก โลหะ การก่อสร้าง และเหมืองแร่ [15] ทั้งนี้การที่ Centroid ของกลุ่มนี้อยู่ในจตุภาคซ้ายล่างของ PCA (PC1<0 และ PC2<0) ยืนยันถึงระดับต่ำของตัวชี้วัด CE อย่างชัดเจน



รูปที่ 5 การแสดงการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลในระนาบพิกัดสองมิติจากการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA)

การวิเคราะห์ด้วย Heatmap ช่วยเสริมการตีความผลการจัดกลุ่มโดยแสดงระดับความเข้มของค่าเฉลี่ยมาตรฐานตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนในแต่ละคลัสเตอร์ด้วยเฉดสี ดังแสดงในรูปที่ 6 พบว่ากลุ่ม Circular-Dominant แสดงค่าเฉลี่ยมาตรฐานตัวชี้วัดในระดับสูงเกือบทุกตัว ได้แก่ MCI (0.87) RR (0.91) CMUR (0.82) และ RPI (0.79) ซึ่งปรากฏใน Heatmap ด้วยเฉดสีเข้ม แสดงถึงการมีระบบที่พัฒนาแล้วและมีศักยภาพสูงในการหมุนเวียนทรัพยากร สำหรับค่า REI (0.68) จัดอยู่ในระดับปานกลาง ซึ่งสะท้อนถึงความพยายามในการสร้างสมดุลระหว่างประสิทธิภาพการผลิตและการอนุรักษ์ทรัพยากรตามแนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียน ขณะที่กลุ่ม Linear-Dominant มีค่าเฉลี่ยมาตรฐานตัวชี้วัดที่ต่ำแทบทุกตัว ยกเว้น REI (0.79) ซึ่งสูงที่สุดในกลุ่มนี้ สะท้อนให้เห็นถึงการเน้นผลิตภาพเชิงต้นทุนมากกว่าความยั่งยืน โดยปรากฏเป็นโทนสีอ่อน บ่งชี้ให้เห็นถึงลักษณะของระบบเศรษฐกิจเชิงเส้นแบบดั้งเดิม สำหรับกลุ่ม Transitional System มีค่าเฉลี่ยมาตรฐานตัวชี้วัดจัดอยู่ในระดับกลางทุกมิติ โดยเฉพาะ WHI (0.59) CMUR (0.57) และ REI (0.71) แสดงถึงลักษณะของระบบที่ยังไม่สมบูรณ์ในการเปลี่ยนผ่านสู่เศรษฐกิจหมุนเวียน

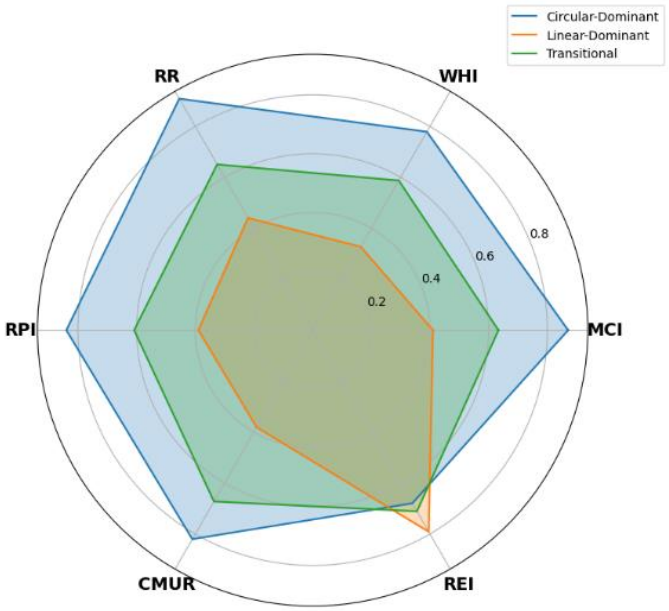


รูปที่ 6 แผนภาพ Heatmap แสดงค่าเฉลี่ยมาตรฐานของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนในแต่ละกลุ่มเศรษฐกิจ

นอกจากนี้ยังได้นำ Radar Chart หรือ Spider Chart มาใช้เพื่อแสดงค่าเฉลี่ยมาตรฐานของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนทั้ง 6 ตัว ในรูปแบบเรขาคณิตหลายมิติ เพื่อให้เห็นการเปรียบเทียบเชิงโครงสร้างของระบบในแต่ละกลุ่มได้ชัดเจนดังแสดงในรูปที่ 7 บ่งชี้ให้เห็นว่า กลุ่ม Circular-Dominant มีเส้นกราฟที่ขยายตัวกว้างและสมดุลในทุกมิติของตัวชี้วัด โดยเฉพาะใน MCI RR และ CMUR ซึ่งสะท้อนถึงระดับความพร้อมเชิงระบบที่สูงทั้งด้านการหมุนเวียนวัสดุ การลดของเสีย และการนำทรัพยากรกลับมาใช้ใหม่ อย่างไรก็ตาม ค่าของ REI ในกลุ่มนี้ยังไม่โดดเด่นนัก จึงควรมีการส่งเสริมเทคโนโลยีประหยัดทรัพยากรและการปรับปรุงกระบวนการผลิต เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพทางเศรษฐกิจโดยไม่ลดทอนความยั่งยืนของระบบที่มีอยู่ [24]

สำหรับกลุ่ม Transitional System มีลักษณะโพรไฟล์ที่อยู่กึ่งกลางระหว่างสองกลุ่ม โดยค่าตัวชี้วัดในมิติบางประการ เช่น REI และ WHI อยู่ในระดับปานกลาง แสดงถึงการพัฒนาในบางด้านของระบบเศรษฐกิจหมุนเวียน แต่ยังขาดความสมดุล โดยเฉพาะในมิติของ RPI และ CMUR ซึ่งมีค่าเฉลี่ยค่อนข้างต่ำ สะท้อนถึงการยังไม่สามารถนำแนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนมาบูรณาการได้อย่างเต็มรูปแบบ จึงควรสนับสนุนการออกแบบผลิตภัณฑ์เพื่อการใช้ซ้ำ (Circular Design) และให้สิทธิประโยชน์จูงใจ เช่น มาตรการทางภาษีหรือเงินอุดหนุนสำหรับภาคเอกชน นอกจากนี้ การจัดตั้งพื้นที่นำร่องเศรษฐกิจหมุนเวียน (Circular Pilot Areas) โดยความร่วมมือระหว่างภาครัฐ เอกชน และภาคประชาสังคม จะช่วยสนับสนุนการเปลี่ยนผ่านในกลุ่มนี้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ [23], [25]

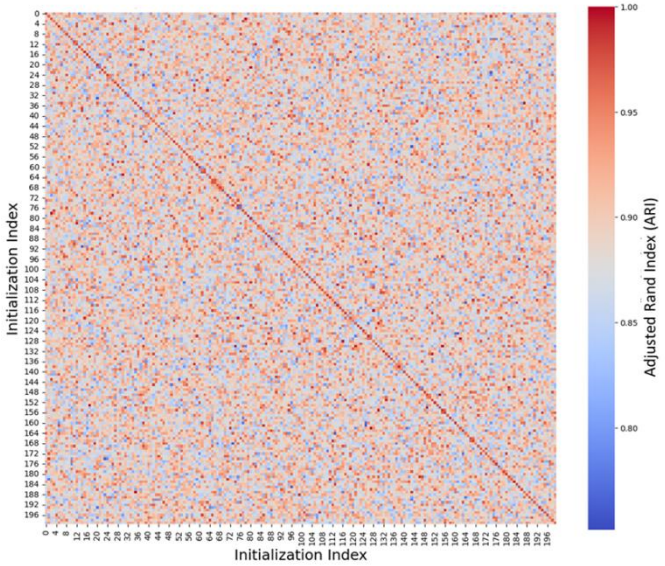
ในทางกลับกันกลุ่ม Linear-Dominant แสดงโพรไฟล์ที่แคบและบิดเบี้ยว โดยค่าตัวชี้วัดส่วนใหญ่ในมิติ circularity ได้แก่ MCI CMUR RPI RR และ WHI อยู่ในระดับต่ำ ซึ่งแสดงถึงการดำเนินงานที่ยังคงยึดแนวทางเศรษฐกิจเชิงเส้น (Linear Economy) เป็นหลัก แม้ว่าค่า REI จะอยู่ในระดับสูงก็ตาม ความโดดเด่นของ REI อาจสะท้อนเพียงประสิทธิภาพเชิงต้นทุนในระยะสั้น แต่ยังไม่สะท้อนถึงศักยภาพของระบบในระยะยาว ดังนั้น จึงมีความจำเป็นต้องมีมาตรการผลักดันจากภายนอก (External Intervention) เช่น การออกข้อกำหนดทางกฎหมายที่กำหนดเป้าหมายการรีไซเคิลขั้นต่ำในภาคอุตสาหกรรม การใช้กลไกตลาด เช่น ระบบเครดิตคาร์บอน (Carbon Credit) และการกำหนดความรับผิดชอบของผู้ผลิต (Extended Producer Responsibility: EPR) เพื่อกระตุ้นการเปลี่ยนผ่านไปสู่ระบบเศรษฐกิจหมุนเวียนอย่างเป็นรูปธรรม [25]



รูปที่ 7 แผนภาพเรดาร์แสดงค่าเฉลี่ยมาตรฐานของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนในแต่ละกลุ่ม

5.5 ความเสถียรของการจัดกลุ่ม (Cluster Stability Analysis)

เพื่อประเมินความน่าเชื่อถือของโครงสร้างคลัสเตอร์ที่ได้จากการจัดกลุ่มด้วย K-Means Clustering การวิจัยนี้ได้ดำเนินการวิเคราะห์ความเสถียรของคลัสเตอร์ (Cluster Stability) โดยใช้เทคนิค Bootstrap Clustering ร่วมกับการสุ่มซ้ำจำนวน 200 ครั้ง ภายใต้ค่าจำนวนคลัสเตอร์ k=3 ซึ่งเป็นค่าที่เหมาะสมตามผลจาก Elbow Method และค่า Silhouette Score ก่อนหน้านี้ โดยการประเมินจะใช้ค่าดัชนี Adjusted Rand Index (ARI) เพื่อวัดความคล้ายคลึงระหว่างผลการจัดกลุ่มในแต่ละรอบของการสุ่ม ผลการวิเคราะห์ที่แสดงในรูปที่ 8 แสดงเมทริกซ์ ARI ที่แสดงระดับความสอดคล้องของการจัดกลุ่มในแต่ละการสุ่ม Bootstrap โดยค่า ARI ส่วนใหญ่กระจายอยู่ในช่วง 0.85–0.95 และมีค่าเฉลี่ยโดยรวมประมาณ 0.89 ซึ่งจัดอยู่ในระดับสูง แสดงให้เห็นว่าโครงสร้างคลัสเตอร์ที่ได้มีความเสถียรสูงภายใต้การสุ่มข้อมูลใหม่ในหลายรอบ แม้ว่าจะมีความแปรผันเล็กน้อยจาก Noise ในข้อมูลหรือลักษณะของตัวอย่าง ที่แตกต่างกัน แต่ลักษณะของคลัสเตอร์ยังคงมีแนวโน้มสอดคล้องกันโดยรวม ค่าบนแนวทแยงของเมทริกซ์ ซึ่งเปรียบเทียบการจัดกลุ่มกับตนเอง อยู่ในช่วง 0.95–0.99 ซึ่งสะท้อนถึงความเสถียรภายในแต่ละการสุ่มอย่างมีนัยสำคัญ



รูปที่ 8 เมทริกซ์ความเสถียรของการจัดกลุ่มจากการสุ่มเริ่มต้นด้วย K-Means Clustering จำนวน 200 ครั้ง

5.6 อภิปรายผลการวิจัย

ผลการจำแนกกลุ่มตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการประยุกต์ใช้ในเชิงนโยบายและการจัดการทรัพยากรในภาคส่วนต่าง ๆ อย่างเป็นระบบ โดยสามารถใช้เป็นกรอบอ้างอิงในการออกแบบระบบติดตามและประเมินผลนโยบายเศรษฐกิจหมุนเวียน (Circular Economy Monitoring Framework) ที่เฉพาะเจาะจงตามประเภทของกิจกรรมทางเศรษฐกิจและชนิดของของเสีย อาทิ อุตสาหกรรมเกษตร อุตสาหกรรมอาหารสามารถประยุกต์ใช้กลุ่มตัวชี้วัดที่เน้นการหมุนเวียนของทรัพยากรชีวภาพ ส่วนอุตสาหกรรมก่อสร้างสามารถใช้ตัวชี้วัดที่สะท้อนการนำวัสดุกลับมาใช้ใหม่และการลดการใช้ทรัพยากรดิบ เพื่อส่งเสริมการออกแบบอาคารสีเขียวและระบบใบรับรองความยั่งยืน (เช่น LEED หรือ TREES) นอกจากนี้ ผลการจัดกลุ่มในงานวิจัยนี้สามารถเป็นพื้นฐานสำหรับการพัฒนาเครื่องมือดิจิทัลสำหรับการรายงานข้อมูล (e-Reporting Platform) ที่มีความยืดหยุ่นต่อบริบทขององค์กร โดยช่วยให้องค์กรสามารถเลือกใช้ตัวชี้วัดที่เหมาะสมกับกิจกรรมหลักของตนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดความซ้ำซ้อนในการจัดทำรายงาน และเพิ่มความน่าเชื่อถือในการติดตามผลการดำเนินการด้านสิ่งแวดล้อมในระดับองค์กร

อีกทั้งยังสามารถเป็นรากฐานสำหรับการพัฒนาระบบแนะนำตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียน (CE Indicator Recommender System) เพื่อนำเสนอชุดตัวชี้วัดที่เหมาะสมกับลักษณะขององค์กรหรืออุตสาหกรรม ซึ่งจะช่วยให้องค์กรสามารถปรับใช้แนวคิดเศรษฐกิจหมุนเวียนได้ตรงเป้าหมายมากขึ้น ลดภาระในการเลือกตัวชี้วัดด้วยตนเอง และเพิ่มความสามารถในการติดตามผลลัพธ์อย่างเป็นระบบ อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้พบว่ายังมีข้อจำกัดสำคัญ ได้แก่

5.6.1 ข้อจำกัดด้านแหล่งข้อมูล ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์สำหรับงานวิจัยนี้อ้างอิงจากบทความวิจัยในฐานข้อมูล Scopus เพียงแหล่งเดียว ซึ่งอาจไม่สะท้อนมุมมองจากภาคนโยบายหรือการปฏิบัติจริงในภาคอุตสาหกรรมที่ไม่ได้ตีพิมพ์ในวารสารวิชาการ ส่งผลต่อความหลากหลายของแนวคิดตัวชี้วัด

5.6.2 อคติจากกระบวนการคัดเลือกและแปลงข้อมูล (Potential Biases) ซึ่งการเลือกคำค้นเพื่อรวบรวมข้อมูลอาจจำกัดขอบเขตของตัวชี้วัดที่ถูกนำเข้ามาวิเคราะห์ และการใช้ Z-Score ในการทำให้ข้อมูลเป็นมาตรฐาน (standardization) แม้จะเหมาะสมกับการเปรียบเทียบระหว่างตัวแปร แต่ก็อาจลดทอนความหมายเชิงบริบทของข้อมูลดิบบางประเภทลงได้

5.6.3 ข้อจำกัดด้านการใช้งานข้ามบริบท (Contextual Generalizability) ซึ่งผลการจัดกลุ่มตัวชี้วัดอาจไม่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพในทุกประเทศหรือทุกภาคเศรษฐกิจ เนื่องจากความแตกต่างในเชิงโครงสร้างเศรษฐกิจ กฎหมายสิ่งแวดล้อม และระดับการพัฒนาทางเทคโนโลยี การใช้ประโยชน์จากผลลัพธ์ของงานวิจัยจึงควรมีการปรับให้เหมาะสมกับบริบทในแต่ละพื้นที่

อย่างไรก็ตาม เพื่อเป็นการลดช่องว่างระหว่างแนวคิดเชิงทฤษฎีกับการนำไปใช้จริง งานวิจัยได้นำเสนอกรณีศึกษาการประยุกต์ใช้กลุ่มตัวชี้วัดในภาคอุตสาหกรรมอาหารและก่อสร้าง ซึ่งมีลักษณะของกระบวนการผลิตและของเสียที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน ช่วยแสดงให้เห็นถึงความยืดหยุ่นของกลุ่มตัวชี้วัด และความเหมาะสมในการเลือกใช้ตามลักษณะของกิจกรรม โดยเฉพาะในระดับองค์กรที่ต้องการลดผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม และเพิ่มประสิทธิภาพการใช้ทรัพยากร เมื่อพิจารณาในบริบทของประเทศไทย พบว่าผลการวิจัยสอดคล้องกับแนวทางของนโยบาย BCG Economy Model ซึ่งส่งเสริมการใช้ทรัพยากรชีวภาพอย่างคุ้มค่า และการออกแบบกระบวนการผลิตแบบวงจรปิด (Closed-Loop Production) โดยสามารถนำไปเชื่อมโยงกับแนวทางของหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง เช่น สถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย (TDRI) ซึ่งศึกษานโยบายและมาตรการด้านการเกษตรของไทยสำหรับพืชเศรษฐกิจหลัก เพื่อสนับสนุนการพัฒนาภาคเกษตรให้สอดคล้องกับแนวทางเศรษฐกิจ BCG [26] และมูลนิธิสถาบันสิ่งแวดล้อมไทยที่กำลังขับเคลื่อนการดำเนินงาน BCG Implementation เรื่อง การพัฒนาตัวชี้วัดและฐานข้อมูลด้าน CO_2 CE และ SDG เพื่อการค้าและความยั่งยืน [27] เป็นต้น

6. สรุป

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาลักษณะของตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนในภาคเศรษฐกิจและกลุ่มของเสียต่าง ๆ โดยใช้วิธีวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติจากบทความวิชาการที่รวบรวมจากฐานข้อมูล Scopus เพื่อนำมาจำแนกกลุ่มด้วยเทคนิค K-Means Clustering และลดมิติด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) พบว่าสามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มหรือคลัสเตอร์หลักได้แก่ กลุ่ม Circular-Dominant กลุ่ม Transitional System และ กลุ่ม Linear-Dominant โดยที่กลุ่ม Circular-Dominant แสดงศักยภาพสูงในด้านการหมุนเวียนทรัพยากร การลดของเสียและการใช้ซ้ำ ขณะที่กลุ่ม Transitional System อยู่ในช่วงการเปลี่ยนผ่านที่ยังขาดความสมดุล ส่วนกลุ่ม Linear-Dominant แสดงลักษณะของระบบเศรษฐกิจเชิงเส้นอย่างเด่นชัด อย่างไรก็ตาม เนื่องจากใช้ข้อมูลจากการสกัดบทความทุติยภูมิ ทำให้ผลอาจไม่สะท้อนการปฏิบัติจริงในพื้นที่ภาคสนาม ทั้งนี้การวิเคราะห์เชิงลึกในแต่ละกลุ่มนำไปสู่ข้อเสนอเชิงกลยุทธ์ที่เหมาะสมกับระดับความพร้อมและบริบทของแต่ละภาคเศรษฐกิจ เพื่อให้สอดคล้องกับเป้าหมายการพัฒนาเศรษฐกิจหมุนเวียนและเป้าหมายการพัฒนาที่ยั่งยืนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

7. ข้อเสนอแนะ

จากผลการวิเคราะห์พบว่าโครงสร้างของกลุ่มตัวชี้วัดเศรษฐกิจหมุนเวียนสามารถสะท้อนลักษณะเฉพาะของแต่ละภาคเศรษฐกิจและประเภทของเสียได้อย่างมีนัยสำคัญ อย่างไรก็ตามเพื่อยกระดับการประยุกต์ใช้ในเชิงนโยบายและวิจัยระดับประเทศ จำเป็นต้องพัฒนาแนวทางสนับสนุนทางวิชาการในหลายด้านโดยเฉพาะการจัดสร้างชุดข้อมูลเชิงโครงสร้างที่สะท้อนบริบทประเทศไทยจากแหล่งข้อมูลภาคสนาม หน่วยงานรัฐ ภาคเอกชน และฐานข้อมูลวิชาการเพื่อรองรับการวิเคราะห์ด้วยสถิติและการเรียนรู้ของเครื่อง นอกจากนี้ ควรสนับสนุนชุดข้อมูลแบบกึ่งมีผู้สอน (semi-supervised learning) ซึ่งเหมาะกับบริบทที่ข้อมูลป้ายกำกับมีจำกัดแต่ข้อมูลดิบมีจำนวนมาก ควบคู่กับการใช้เทคนิคที่อธิบายได้ (Explainable ML) เช่น SHAP หรือ LIME เพื่อช่วยตีความอิทธิพลของตัวแปรต่อการจัดกลุ่มและสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบาย ทั้งนี้ควรส่งเสริมการใช้การจัดกลุ่มแบบลำดับชั้น (Hierarchical Clustering) เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่างตัวชี้วัด และเทคนิคลดมิติแบบไม่เชิงเส้น เช่น t-SNE เพื่อช่วยให้การแปลผลทางภาพมีความชัดเจนและเข้าใจง่ายยิ่งขึ้น

8. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานครเป็นอย่างยิ่ง ที่ได้ให้การสนับสนุนด้านสาธารณูปโภคที่จำเป็นต่อการดำเนินงานวิจัยและการจัดทำบทความวิจัยฉบับนี้จนสำเร็จลุล่วงด้วยดี

9. เอกสารอ้างอิง

[1] M. Azizuddin, A. Shamsuzzoha, and S. Piya, “Influence of circular economy phenomenon to fulfil global sustainable development goal: Perspective from Bangladesh,” *Sustainability*, vol. 13, no. 20, Oct. 2021, Art. No. 11455, doi: 10.3390/su132011455.

[2] A. de Pascale et al., “The circular economy implementation at the European Union level. Past, present and future,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 423, Oct. 2023, Art. no. 138658, doi: 10.1016/j.jclepro.2023.138658.

[3] ฐิติกร หมายมั่น, ชำนาญ ทองมาก, บัณฑิต รัตนไตร, และ ฐานิสร โรจนดิลก. "โมเดลเศรษฐกิจ BCG เพื่อการพัฒนาที่สมดุลและยั่งยืน" *วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย (สังคมศาสตร์และมนุษยศาสตร์)*, ปีที่ 13, ฉบับที่ 2, หน้า 14–27, พ.ค.–ส.ค. 2566 [ออนไลน์]. เข้าถึงได้: https://so01.tci-thaijo.org/index.php/EAUHJSocSci/article/download/265111/173729/1016066

[4] B. Corona, L. Shen, D. Reike, J. R. Carreón, and E. Worrell, “Towards sustainable development through the circular economy—A review and critical assessment on current circularity metrics,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 151, Dec. 2019, Art. no. 104498, doi: 10.1016/j.resconrec.2019.104498.

[5] Z. Kowalski, J. Kulczycka, M. Banach, and A. Makara, “A complex circular-economy quality indicator for assessing production systems at the micro level,” *Sustainability*, vol. 15, no. 18, Sep. 2023, Art. no. 13495, doi: 10.3390/su151813495.

[6] G. Moraga et al., “Circular economy indicators: What do they measure?,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 146, pp. 452–461, Jul. 2019, doi:

10.1016/j.resconrec.2019.03.045.

[7] A. Pires and G. Martinho, “Waste hierarchy index for circular economy in waste management,” *Waste Management*, vol. 95, pp. 298–305, Jul. 2019, doi: 10.1016/j.wasman.2019.06.014.

[8] M. Haupt, C. Vadenbo, and S. Hellweg, “Do we have the right performance indicators for the circular economy?: Insight into the swiss waste management system,” *Journal of Industrial Ecology*, vol. 21, no. 3, pp. 615–627, Oct. 2016, doi: 10.1111/jiec.12506.

[9] J. Y. Park and M. R. Chertow, “Establishing and testing the ‘reuse potential’ indicator for managing
wastes as resources,” *Journal of Environmental Management*, vol. 137, pp. 45–53, May. 2014, doi: 10.1016/j.jenvman.2013.11.053.

[10] G. Moraga, S. Huysveld, S. De Meester, and J. Dewulf, “Resource efficiency indicators to assess circular economy strategies: A case study on four materials in laptops,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 178, Feb. 2022, Art. no. 106099, doi: 10.1016/j.resconrec.2021.106099.

[11] CE Monitor, “Circular Material Use Rate (CMURR).” Circular Flanders. Accessed: May. 1, 2025. [Online]. Available: https://cemonitor.be/en/indicator/circularity/r-strategies/circular-material-use-rate-cmur/

[12] Z. Farshadfar, T. Mucha, and K. Tanskanen, “Leveraging machine learning for advancing circular supply chains: A systematic literature review,” *Logistics*, vol. 8, no. 4, Oct. 2024, Art. no. 108, doi: 10.3390/logistics8040108.

[13] S. L. Nañez Alonso, R. F. Reier Forradellas, O. Pi Morell, and J. Jorge-Vazquez, “Digitalization, circular economy and environmental sustainability: The application of artificial intelligence in the efficient self-management of waste,” *Sustainability*, vol. 13, no. 4, Feb. 2021, Art. no. 2092, doi: 10.3390/su13042092.

[14] H. H. Chin, P. S. Varbanov, F. You, F. Sher, and J. J. Klemeš, “Plastic circular economy framework using hybrid machine learning and pinch analysis,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol.184, Sep. 2022, Art. no. 106387, doi: 1016/j.resconrec.2022.106387.

[15] G. Liu, J. Yang, Y. Hao, and Y. Zhang, “Big data-informed energy efficiency assessment of China industry sectors based on K-means clustering,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 183, pp. 304–314, May. 2018, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.02.129.

[16] M. Chaudhry, I. Shafi, M. Mahnoor, D. L. R. Vargas, E. B. Thompson, and I. Ashraf, “A systematic literature review on identifying patterns using unsupervised clustering algorithms: A data mining perspective,” *Symmetry*, vol. 15, no. 9, Aug. 2023, Art. no. 1679, doi.10.3390/sym15091679.

[17] S. Licen, A. Astel, and S. Tsakovski, “Self-organizing map algorithm for assessing spatial and temporal patterns of pollutants in environmental compartments: A review,” *Science of The*

Total Environment, vol. 878, Jun. 2023, Art. no. 163084, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.163084.

[18] เจนจิรา สุภาใส และ นิภาพร ชนะมาร, "การจัดกลุ่มข้อมูลเศรษฐกิจครัวเรือนด้วยการประยุกต์ใช้เทคนิคการจัดกลุ่มแบบ K-Means Clustering Clustering," *วารสารวิทยาศาสตร์ วิศวกรรมศาสตร์ และเทคโนโลยี*, ปีที่ 3, ฉบับที่ 1, หน้า 1–12, ม.ค.–มิ.ย., 2566. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้: https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/JSET/article/view/247693

[19] K. Gomonov, S. Ratner, I. Lazanyuk, and S. Revinova, "Clustering of EU countries by the level of circular economy: An object-oriented approach," *Sustainability*, vol. 13, no. 13, Jun. 2021, Art. no. 7158, doi: 10.3390/su13137158.

[20] F. Kamalov, H. Sulieman, A. Alzaatreh, M. Emarly, H. Chamlal, and M. Safaraliev, "Mathematical methods in feature selection: A review," *Mathematics*, vol. 13, no. 6, Mar. 2025, Art. no. 996, doi: 10.3390/math13060996.

[21] L. R. Kaufman and P. Rousseeuw, *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Hoboken, NY: John Wiley & Sons Inc., 2005.

[22] UCLA Statistical Consulting Group, Exploratory factor analysis (EFA) with SPSS [Online]. Available: https://stats.oarc.ucla.edu/wp-content/uploads/2020/05/pca-efa-V12.pdf

[23] I. Marjanović, J. J. Stanković, J. Östh, M. Marković, and M. Stanojević, "Insight into territorial efficiency of circular economy through data envelopment analysis," *Frontiers in Environmental Science*, vol. 13, Apr. 2025, Art. no. 1494184, doi: 10.3389/fenvs.2025.1494184.

[24] S. Krämer and S. Engell, *Improving Resource Efficiency in Process Plants: Monitoring and Improvement*. Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, Weinheim, 2017.

[25] X. Tong, T. Wang, J. Li, and X. Wang, "Extended producer responsibility to reconstruct the circular value chain," *Circular Economy*, vol. 3, no. 1, Feb. 2024, Art. no. 100076, doi: 10.1016/j.cec.2024.100076.

[26] อดิศร์ อิศรางกูล ณ อยุธยา, ปริญญารัตน์ เลี้ยงเจริญ, เกศินี ธารีสังข์, กาญจนา ย่าเสน, และ ทิพวัลย์ แก้วมีศรี, "นโยบายการเกษตรเพื่อรองรับ BCG," สถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย (TDRI). เข้าถึงเมื่อ: 13 มิถุนายน 2568. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้: https://tdri.or.th/2023/03/bio-circular-green/

[27] มูลนิธิสถาบันสิ่งแวดล้อมไทย, "การขับเคลื่อนการดำเนินงาน BCG Implementation เรื่อง การพัฒนาตัวชี้วัดและฐานข้อมูลด้าน CO2, CE, SDG เพื่อการค้าและความยั่งยืน," มูลนิธิสถาบันสิ่งแวดล้อมไทย. เข้าถึงเมื่อ: 13 มิถุนายน 2568. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้: https://www.tei.or.th/th/environment_news_detail.php?eid=2901