

ระดับการถูกแทนที่ด้วยปัญญาประดิษฐ์ของอาชีพกับค่าจ้างและการจ้างงาน:
การประเมินด้วยกรอบการทำงานอัตโนมัติและการสั่งงาน AI แบบมีการกำกับ
(CREATE-R)*
OCCUPATIONAL AI AUTOMATABILITY, WAGES AND EMPLOYMENT: AN
ASSESSMENT USING THE AUTOMATION SPECTRUM AND GOVERNED PROMPTING
(CREATE-R)

อนิรุท สืบสิงห์, จักริน วชิรเมธิน*, ฐิติ ราศีกุล

Aniruth Suebsingh, Chakarin Vajiramedhin*, Thiti Raseekul

คณะบริหารศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี อุบลราชธานี ประเทศไทย

Faculty of Management Science, Ubon Ratchathani University, Ubon Ratchathani, Thailand

*Corresponding author E-mail: chakarin.v@ubu.ac.th

*Tel: 0846-668-598

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) ประเมินระดับและการกระจายของการถูกแทนที่ด้วย AI รายอาชีพ และ 2) วิเคราะห์ความสัมพันธ์กับค่าจ้างและการจ้างงาน ใช้การวิจัยเชิงปริมาณจากข้อมูลทุติยภูมิของ U.S. Bureau of Labor Statistics เดือนพฤษภาคม 2024 ครอบคลุมอาชีพระดับละเอียดที่มีข้อมูลสมบูรณ์ 805 อาชีพ ประเมินด้วย GPT-4o-mini, Claude Haiku 4.5 และ Gemini 2.5 Flash ภายใต้กรอบ CREATE-R และเฉลี่ยคะแนนคะแนนเฉลี่ยแทนร้อยละของงานหลักที่ AI ปัจจุบันทำให้เป็นอัตโนมัติได้ วิเคราะห์ด้วยสถิติเชิงพรรณนา สหสัมพันธ์เพียร์สัน สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายในชั้น การตรวจสอบความตรงเชิงคู่เข้ากับดัชนีภายนอก และการถดถอยเชิงเส้น ผลการวิจัยพบว่า คะแนนระหว่างแบบจำลองมีความสัมพันธ์สูง และคะแนนเฉลี่ยมีความสอดคล้องสมบูรณ์ระดับดี ($ICC(A,k) = 0.827$) คะแนนเฉลี่ยสัมพันธ์กับดัชนี AI Occupational Exposure ในระดับสูง ($r = 0.727, n = 664$) สนับสนุนความตรงเชิงคู่เข้า แต่มีใช้การตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญโดยตรงหรือหลักฐานการแทนที่แรงงานที่เกิดขึ้นจริงในตลาดแรงงาน ระดับการถูกแทนที่เฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 32.1 และเมื่อถ่วงน้ำหนักด้วยการจ้างงานเท่ากับร้อยละ 35.0 โดยการจ้างงานร้อยละ 28.7 อยู่ในอาชีพที่มีคะแนนตั้งแต่ 50 ขึ้นไป งานเสมียนและงานข้อความซ้ำมีคะแนนสูง ส่วนงานใช้แรงกายและทักษะฝีมือมีคะแนนต่ำ คะแนนการถูกแทนที่สัมพันธ์ทางบวกในระดับต่ำกับลอการิทึมค่าจ้างมัธยฐาน ($r = 0.234, p < .001$) และลอการิทึมการจ้างงาน ($r = 0.134, p < .001$) ซึ่งต่างจากระบบอัตโนมัติยุคก่อนที่มักกระทบงานค่าจ้างต่ำถึงปานกลาง ข้อค้นพบสนับสนุนการพัฒนาทักษะเสริม AI และการช่วยเหลือกลุ่มงานเสมียนค่าจ้างต่ำที่เปราะบาง

คำสำคัญ: การถูกแทนที่ด้วย AI, ช่วงการทำงานอัตโนมัติ, การสั่งงานแบบมีการกำกับ, ค่าจ้างและการจ้างงาน, การพัฒนากำลังคน



Abstract

This study aimed to 1) assess the level and distribution of occupational AI automatability across occupations and 2) analyze its relationships with wages and employment. A quantitative design was applied to secondary data from the U.S. Bureau of Labor Statistics for May 2024, covering 805 detailed occupations with complete data. Automatability was assessed by GPT-4o-mini, Claude Haiku 4.5, and Gemini 2.5 Flash operating under the CREATE-R framework, and the three model scores were averaged. The averaged score represented the estimated percentage of an occupation's core tasks that current AI could perform or meaningfully automate at the occupational level. Analyses included descriptive statistics, Pearson correlations, intraclass correlation coefficients, convergent validation against an external index, and linear regressions with log-transformed wage and employment measures. Results showed high correlations across model scores and good absolute agreement for the averaged score ($ICC(A,k) = 0.827$). The averaged score was strongly associated with the AI Occupational Exposure index ($r = 0.727$, $n = 664$), supporting convergent validity. However, this association should not be interpreted as direct expert validation or as evidence that labor displacement had actually occurred in labor markets. Mean occupational automatability was 32.1% and increased to 35.0% when weighted by employment. Overall, 28.7% of employment was in occupations with scores of 50 or higher. Clerical and repetitive text-based work received high scores, whereas physical and manual work received low scores. Automatability showed weak but positive and significant relationships with log median wage ($r = 0.234$, $p < .001$) and log employment ($r = 0.134$, $p < .001$). This pattern differs from earlier forms of automation, which more often affected low- to middle-wage occupations. The findings suggest that workforce policy should prioritize the development of skills that complement AI and provide targeted transition support to vulnerable low-wage clerical workers.

Keywords: AI Automatability, Automation Spectrum, Governed Prompting, Wages and Employment, Workforce Development

บทนำ

ปัญญาประดิษฐ์เชิงสร้างและระบบเอเจนต์ (Generative & Agentic AI) กำลังเปลี่ยนเนื้อหาของหลายอาชีพอย่างรวดเร็ว โดยมีหลักฐานเชิงประจักษ์ว่าเครื่องมือเหล่านี้เพิ่มผลผลิตของผู้ปฏิบัติงานอย่างมีนัยสำคัญ และมักเป็นประโยชน์ต่อแรงงานทักษะน้อยมากกว่า (Brynjolfsson, E. et al., 2025); (Noy, S. & Zhang, W., 2023) คำถามเชิงพัฒนาที่สำคัญคือ งานประเภทใดและกลุ่มค่าจ้างใดที่มีแนวโน้มถูกแทนที่มากกว่ากัน เพราะคำตอบมีนัยโดยตรงต่อการวางแผนพัฒนากำลังคน การยกระดับทักษะ และการลดความเหลื่อมล้ำในตลาดแรงงาน งานวิจัยชิ้นแรกประเมิน “ความเสี่ยงต่อการถูกแทนที่ด้วยระบบอัตโนมัติ” ก่อนยุค Generative AI (Frey, C. B. & Osborne, M. A., 2017); (Webb, M., 2020) ขณะที่งานล่าสุดเริ่มประเมิน “การสัมผัส (Exposure) ต่อโมเดลภาษา” รายอาชีพ (Felten, E. et al., 2021); (Eloundou, T. et al., 2024) อย่างไรก็ตาม การประเมินจำนวนมากต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญจำนวนมากหรือกระบวนการที่ทำซ้ำได้ยาก สำหรับบริษัทไทย งานศึกษาที่ผ่านมาเน้นการปรับตัวและการยกระดับทักษะของกำลังคนในยุค AI เป็นหลัก (พนิดา อมราภิกรม,

2568); (สุทัศน์ กามณี และคณะ, 2566) แต่ยังคงขาดการประเมินระดับการถูกแทนที่จําแนกรายอาชีพอย่างเป็นระบบ

เพื่อให้เห็นขนาดของปัญหาอย่างเป็นรูปธรรม ฐานข้อมูลการจ้างงานระดับประเทศที่ใช้ในการศึกษานี้ ครอบคลุมการจ้างงานรวม 153.1 ล้านตำแหน่งใน 805 อาชีพระดับละเอียด โดยมีการจ้างงาน 43.9 ล้านตำแหน่ง หรือร้อยละ 28.7 อยู่ในอาชีพที่มีคะแนนการถูกแทนที่ด้วย AI ตั้งแต่ 50 ขึ้นไป จำนวน 179 อาชีพ ตัวเลขดังกล่าวสะท้อนขนาดเชิงประมาณการของกลุ่มอาชีพที่ควรเฝ้าระวัง และทำให้คำถามเรื่องการเตรียมกำลังคนมีความสำคัญเชิงนโยบาย ทั้งนี้ ข้อมูลค่าจ้างและการจ้างงานเป็นของสหรัฐอเมริกา มิใช่ข้อมูลแรงงานไทย เนื่องจากประเทศไทยยังไม่มีฐานข้อมูลรายอาชีพระดับละเอียดที่เทียบเคียงได้ในระดับเดียวกัน บทความจึงใช้ฐานข้อมูลดังกล่าวเพื่อสาธิตแนวทางประเมินที่ตรวจสอบซ้ำได้และเป็นโมเดลต้นแบบเชิงวิธีวิทยา ก่อนถอดบทเรียนที่เหมาะสมสำหรับบริบทไทย

บทความนี้เสนอแนวทางที่ตรวจสอบซ้ำและขยายขนาดได้ โดยใช้แบบจำลองภาษาเป็นเครื่องมือประเมินระดับการถูกแทนที่ของแต่ละอาชีพภายใต้กรอบการสั่งงานแบบมีการกำกับ (CREATE-R) ซึ่งกำหนดบริบท บทบาท หลักฐาน คำสั่ง รูปแบบผลลัพธ์ และข้อห้ามอย่างชัดเจน เพื่อลดการสร้างข้อมูลที่ไม่มีหลักฐานรองรับและทำให้กระบวนการประเมินตรวจสอบซ้ำได้ จากนั้นจึงนำคะแนนไปวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลค่าจ้างและการจ้างงานรายอาชีพ แนวคิดนี้เชื่อมโยงกับกรอบช่วงการทำงานอัตโนมัติ (Automation Spectrum) ซึ่งมองการแทนที่งานเป็นระดับต่อเนื่องมากกว่าการแบ่งเป็นแทนที่หรือไม่แทนที่ (Huang, M.-H. & Rust, R. T., 2021) และสอดคล้องกับมุมมองที่ว่าเทคโนโลยีสามารถทั้งแทนที่งานเดิมและเสริมหรือสร้างงานใหม่ได้พร้อมกัน (Acemoglu, D. & Restrepo, P., 2019); (Autor, D. H., 2015)

ทั้งนี้ กรอบการประเมิน CREATE-R ในงานนี้กำหนดให้แบบจำลองประเมินจากเนื้อหาหลักทั่วไปของแต่ละอาชีพ โดยครอบคลุมความสามารถของ AI ในปัจจุบันในการดำเนินงานหลายขั้นตอนต่อเนื่องได้ในระดับหนึ่ง แต่ยังไม่ได้แยกวัดความสามารถแบบเอเจนต์ (Agentic Capability) เช่น การวางแผนและดำเนินงานหลายขั้นตอน โดยไม่ต้องให้มนุษย์สั่งซ้ำ หรือการเรียกใช้เครื่องมือภายนอกด้วยตนเอง เป็นตัวแปรเฉพาะ ผลจึงควรตีความเป็นคะแนนความสามารถในการทำงานหลักเป็นอัตโนมัติในระดับอาชีพ (Occupational Automatability Based On Typical Core Tasks) และควรพัฒนาตัวชี้วัดมิติเอเจนต์แยกต่างหากในการวิจัยต่อไป

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อประเมินระดับและการกระจายของการถูกแทนที่ด้วย AI จําแนกรายอาชีพ และประเมินสัดส่วนการจ้างงานที่อยู่ในกลุ่มเสี่ยงสูง
2. เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างระดับการถูกแทนที่ด้วย AI กับค่าจ้าง (มัธยฐาน) และการจ้างงานรายอาชีพ

วิธีดำเนินการวิจัย

แบบแผนการวิจัย การวิจัยเชิงปริมาณด้วยข้อมูลทุติยภูมิ ผสานการวัดด้วยแบบจำลองภาษา (LLM-based measurement) หน่วยวิเคราะห์คืออาชีพ

ข้อมูลและหน่วยวิเคราะห์ ฐานข้อมูล U.S. Bureau of Labor Statistics, Occupational Employment and Wage Statistics (OEWS) เดือนพฤษภาคม 2024 ระดับประเทศ (U.S. Bureau of Labor Statistics, 2024) คัดเฉพาะอาชีพระดับละเอียด (detailed) ที่มีค่าจ้างมัธยฐานและการจ้างงานครบ และมีค่าประเมินจากทั้งสามแบบจำลอง จำนวน 805 อาชีพ ตัวแปรจากฐานข้อมูล ได้แก่ การจ้างงานรวม (TOT_EMP) และค่าจ้างรายปีมัธยฐาน (A_MEDIAN)



การวัดระดับการถูกแทนที่ด้วย AI (ตัวแปรหลัก) ใช้แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ 3 ค่าย ได้แก่ GPT-4o-mini, Claude Haiku 4.5 และ Gemini 2.5 Flash ผ่าน API ของมหาวิทยาลัย ภายใต้กรอบ CREATE-R โดยระบุบริบทและบทบาทว่าเป็นนักวิเคราะห์เศรษฐศาสตร์แรงงาน ให้หลักฐานเป็นข้ออ้างอิงจากฐานข้อมูล OEWS และสั่งให้พิจารณาหลักทั่วไปของอาชีพตามความรู้ของแบบจำลอง จากนั้นให้ประเมินร้อยละ 0-100 ของงานหลักที่ AI เชิงสร้างหรือ AI แบบเอเจนต์ในปัจจุบันสามารถดำเนินการแทนหรือทำให้เป็นอัตโนมัติได้อย่างมีนัยสำคัญ ผลลัพธ์ต้องเป็นจำนวนเต็มเพียงค่าเดียว และห้ามพิจารณาต้นทุน การยอมรับ กฎระเบียบ หรือการเลิกจ้าง รวมทั้งห้ามสร้างรายละเอียดเฉพาะเพิ่มเติมที่ไม่มีหลักฐานรองรับ กำหนดอุณหภูมิเท่ากับ 0 เพื่อลดความผันแปรจากการสุ่ม แล้วเฉลี่ยคะแนนจากทั้งสามแบบจำลองเป็นคะแนนระดับการถูกแทนที่ของแต่ละอาชีพ

รายละเอียดคำสั่ง (Prompt) และการเก็บรวบรวมข้อมูล การเก็บรวบรวมข้อมูลดำเนินการในเดือนมิถุนายน 2569 ตามขั้นตอนดังนี้ 1) ดึงรหัสและชื่ออาชีพระดับละเอียด 809 อาชีพ พร้อมค่าจ้างมัธยฐานและจำนวนการจ้างงานจากฐานข้อมูล OEWS เดือนพฤษภาคม 2024 2) ส่งชื่ออาชีพแต่ละรายการเข้าสู่แบบจำลองทั้งสามผ่าน API ด้วยคำสั่งชุดเดียวกันที่ตรึงข้อความไว้ และ 3) บันทึกผลเป็นแฟ้ม .csv แยกรายแบบจำลองก่อนผสานกับข้อมูลค่าจ้างและการจ้างงานด้วยรหัสอาชีพ SOC คำสั่งที่ใช้ประกอบด้วย Context: การประเมินเพื่อการวิจัยด้านการวางแผนกำลังคน; Role: นักวิเคราะห์เศรษฐศาสตร์แรงงาน; Evidence: ชื่ออาชีพและคำสั่งให้พิจารณาหลักทั่วไปตามความรู้ของแบบจำลอง โดยไม่ได้ป้อนคำอธิบายงาน SOC แยกต่างหาก; Action: ประเมินร้อยละ 0 - 100 ของงานหลักที่ AI ปัจจุบันทำแทนหรือทำให้เป็นอัตโนมัติได้อย่างมีนัยสำคัญ; Exact output: ตอบเป็นจำนวนเต็มเพียงค่าเดียว; และ Restriction: ไม่พิจารณาต้นทุน การยอมรับ กฎระเบียบ หรือการเลิกจ้าง และไม่สร้างรายละเอียดเฉพาะที่ไม่มีหลักฐานรองรับ

การควบคุมคุณภาพข้อมูลและการลดแหล่งอคติที่อาจเกิดขึ้น ผู้วิจัยดำเนินการดังนี้ 1) คัดออกอาชีพที่ขาดค่าจ้างมัธยฐาน จำนวนการจ้างงาน หรือคะแนนจากแบบจำลองใดแบบจำลองหนึ่ง เหลือข้อมูลสมบูรณ์ 805 อาชีพ 2) กำหนดอุณหภูมิเท่ากับ 0 และใช้คำสั่งเดียวกันทุกครั้งเพื่อลดความผันแปรจากการสุ่ม 3) ใช้แบบจำลองจากผู้พัฒนา 3 รายและใช้คะแนนเฉลี่ยเพื่อลดอิทธิพลเฉพาะแบบจำลอง และ 4) ตรวจสอบความสอดคล้องด้วยสหสัมพันธ์เพียร์สันรายคู่ และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายในชั้นแบบ two-way random-effects, absolute-agreement สำหรับทั้งคะแนนรายแบบจำลอง (ICC(A,1)) และคะแนนเฉลี่ย 3 แบบจำลอง (ICC(A,k)) ตามแนวทางของ Koo, T. K. & Li, M. Y. ที่เสนอหลักเกณฑ์การเลือกและรายงานค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายในชั้นสำหรับงานวิจัยด้านความเชื่อมั่นของเครื่องมือวัด (Koo, T. K. & Li, M. Y., 2016) ทั้งนี้ มาตรการเหล่านี้ช่วยลดความผันแปรจากการสุ่มและอิทธิพลเฉพาะค่าย แต่ไม่อาจขจัดอคติร่วมจากข้อมูลฝึกหรือการพึ่งพาความรู้เดิมของแบบจำลองได้ และงานนี้ไม่ได้ดำเนินการตรวจสอบความเป็นธรรม (fairness audit) หรือการทดสอบอคติแบบเป็นทางการแยกต่างหาก

เหตุผลการเลือกแบบจำลอง ผู้วิจัยเลือก GPT-4o-mini, Claude Haiku 4.5 และ Gemini 2.5 Flash ซึ่งเป็นรุ่นที่ใช้ทรัพยากรน้อยและประมวลผลเร็ว แทนรุ่นสมรรถนะสูงสุดของแต่ละค่ายด้วยเหตุผล 3 ประการ ประการแรก งานนี้เป็นการให้คะแนนตามเกณฑ์ที่กำหนดชัดเจน ไม่ใช่งานให้เหตุผลหลายขั้นตอนที่ซับซ้อน ประการที่สอง ต้องประเมินซ้ำ 2,427 ครั้ง (809 อาชีพ $\times$ 3 แบบจำลอง) ก่อนคัดเหลือข้อมูลสมบูรณ์ 805 อาชีพ ภายใต้งบประมาณ API ของโครงการ และประการที่สาม ผลที่ได้มีสหสัมพันธ์ระหว่างแบบจำลองสูง ($r = 0.78 - 0.84$) คะแนนเฉลี่ยมีความสอดคล้องสมบูรณ์ในระดับดี (ICC(A,k) = 0.827) และสัมพันธ์กับดัชนี AIOE ภายนอกในระดับสูง จึงเป็นหลักฐานประกอบว่ารุ่นที่เลือกมีความสอดคล้องเพียงพอสำหรับวัตถุประสงค์ของงานนี้ อย่างไรก็ตาม ผลดังกล่าวไม่ได้แสดงว่ารุ่นเหล่านี้มีสมรรถนะเทียบเท่ารุ่นสูงสุดในทุกประเภทงาน

การตรวจสอบความตรงของเครื่องมือวัด (Validation) ผู้วิจัยตรวจสอบความตรงเชิงลู่เข้า (Convergent Validity) ของคะแนนเฉลี่ยจากกรอบ CREATE-R กับดัชนีภายนอกที่เผยแพร่แล้ว คือ AI Occupational Exposure (AIOE) ซึ่งพัฒนาโดย Felten และคณะ โดยดัชนีดังกล่าวสร้างจากการเชื่อมโยงการประยุกต์ใช้ AI 10 ด้านกับความสามารถเชิงอาชีพ 52 ด้าน ผ่านการประเมินความเกี่ยวข้องแบบคร่าวด์ซอร์ซบน Amazon Mechanical Turk และถ่วงน้ำหนักด้วยระดับและความสำคัญของความสามารถจากฐานข้อมูล O*NET (Felten, E. et al., 2021) ทั้งนี้ ดัชนีดังกล่าว มีการให้ผู้เชี่ยวชาญประเมินการถูกแทนที่ของแต่ละอาชีพโดยตรง ผู้วิจัยจับคู่ข้อมูลด้วยรหัสอาชีพ SOC ได้ 664 อาชีพ แล้วคำนวณสหสัมพันธ์เพียร์สันและสเปียร์แมนระหว่างคะแนนทั้งสองชุด ผลการเปรียบเทียบจึงใช้เป็นหลักฐานสนับสนุนความตรงเชิงลู่เข้ากับดัชนีภายนอก แต่ไม่ใช้การตรวจสอบกับผู้เชี่ยวชาญโดยตรง และไม่ยืนยันว่าคะแนนสะท้อนการแทนที่ที่เกิดขึ้นจริงในตลาดแรงงาน

การวิเคราะห์ข้อมูล

1. สถิติเชิงพรรณนาและการกระจาย รวมถึงค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยการจ้างงาน และสัดส่วนการจ้างงานในอาชีพที่ถูกประเมินสูง (≥ 50) เพื่อตอบวัตถุประสงค์ข้อ 1
2. ความสอดคล้องระหว่างแบบจำลอง โดยรายงานสหสัมพันธ์เพียร์สันรายคู่ และ ICC แบบ Two-Way Random-Effects, Absolute-Agreement สำหรับคะแนนรายแบบจำลอง (ICC(A,1)) และคะแนนเฉลี่ย 3 แบบจำลอง (ICC(A,k)) ตามแนวทางการเลือกและรายงานค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ภายในชั้นของ Koo, T. K. & Li, M. Y. (Koo, T. K. & Li, M. Y., 2016)
3. สหสัมพันธ์ระหว่างคะแนนการถูกแทนที่กับลอการิทึมของค่าจ้างมัธยฐานและลอการิทึมของจำนวนการจ้างงาน พร้อมการถดถอยเชิงเส้น ($\log \text{ค่าจ้าง} = a + b \times \text{คะแนนการถูกแทนที่}$) และการเปรียบเทียบคะแนนเฉลี่ยตามควินไทล์ของค่าจ้างดิบ เพื่อตอบวัตถุประสงค์ข้อ 2 โดยวิเคราะห์ด้วย Python (NumPy)
4. การตรวจสอบความตรงเชิงลู่เข้า (Convergent Validity) กับดัชนี AIOE ของ (Felten, E. et al. ซึ่งพัฒนาดัชนีดังกล่าวเพื่อประเมินการสัมผัสต่อปัญหาประดิษฐ์ในระดับอาชีพ (Felten, E. et al., 2021) ด้วยสหสัมพันธ์เพียร์สันและสเปียร์แมน เพื่อประเมินความสอดคล้องกับดัชนีภายนอกที่เผยแพร่แล้ว โดยไม่ตีความว่าเป็นการตรวจสอบกับผู้เชี่ยวชาญโดยตรงหรือเป็นหลักฐานของการแทนที่จริง

ผลการวิจัย

วิเคราะห์อาชีพระดับละเอียด 805 อาชีพ ประเมินด้วยแบบจำลอง 3 ค่า (GPT-4o-mini, Claude Haiku 4.5, Gemini 2.5 Flash)

ความสอดคล้องระหว่างแบบจำลอง คะแนนจากแบบจำลองทั้งสามมีสหสัมพันธ์เพียร์สันรายคู่ในระดับสูง ได้แก่ Claude-Gemini $r = 0.839$, Gemini-GPT-4o-mini $r = 0.798$ และ Claude-GPT-4o-mini $r = 0.778$ เมื่อประเมินความสอดคล้องสมบูรณ์ด้วยโมเดล two-way random-effects พบ ICC(A,1) = 0.615 สำหรับคะแนนจากแบบจำลองเดียว และ ICC(A,k) = 0.827 สำหรับคะแนนเฉลี่ยจากทั้งสามแบบจำลอง จึงใช้คะแนนเฉลี่ยข้ามแบบจำลองในการวิเคราะห์ขั้นต่อไป โดยเรียกผลส่วนนี้ว่าความสอดคล้องระหว่างแบบจำลอง แทนการตีความค่าสหสัมพันธ์รายคู่ว่าเป็นความเที่ยงโดยตรง

ความตรงเชิงลู่เข้ากับดัชนีภายนอก เมื่อจับคู่คะแนนเฉลี่ยจากกรอบ CREATE-R กับดัชนี AIOE ของ Felten, E. et al. จากข้อมูลที่จับคู่ได้จำนวน 664 อาชีพ พบความสัมพันธ์ทางบวกในระดับสูง (Pearson $r = 0.727$, 95% CI [0.689, 0.761], $p < .001$; Spearman $\rho = 0.768$, $p < .001$) ผลดังกล่าวเป็นหลักฐานสนับสนุนความตรงเชิงลู่เข้ากับดัชนีภายนอกที่เผยแพร่แล้ว แต่ไม่ใช้การตรวจสอบกับผู้เชี่ยวชาญโดยตรงหรือการยืนยันการแทนที่ที่เกิดขึ้นจริงในตลาดแรงงาน (Felten, E. et al., 2021)



วัตถุประสงค์ข้อ 1 - ระดับและการกระจาย คะแนนการถูกแทนที่ด้วย AI มีค่าเฉลี่ยร้อยละ 32.1 (SD = 18.4; ต่ำสุด 5, สูงสุด 85) และค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยการจ้างงานเท่ากับร้อยละ 35.0 การจ้างงาน 43.9 ล้านตำแหน่ง หรือร้อยละ 28.7 อยู่ใน 179 อาชีพที่มีคะแนนตั้งแต่ 50 ขึ้นไป (ตารางที่ 1) อาชีพที่มีคะแนนสูงสุดเป็นงานเสมียนและงานข้อความซ้ำ ส่วนอาชีพที่มีคะแนนต่ำสุดเป็นงานใช้แรงกายและทักษะมือ (ตารางที่ 2) การกระจายของคะแนนอยู่ในช่วง 5-85 และมีค่ามัธยฐาน 27.3 เมื่อถ่วงน้ำหนักด้วยการจ้างงาน ค่าเฉลี่ยเพิ่มเป็นร้อยละ 35.0 แสดงว่าอาชีพที่มีการจ้างงานจำนวนมากมีคะแนนสูงกว่าค่าเฉลี่ยของอาชีพทั้งหมดโดยรวม ตัวเลข 43.9 ล้านตำแหน่งเป็นขนาดการจ้างงานในกลุ่มคะแนนสูงที่ควรเฝ้าระวัง ไม่ใช่ประมาณการจำนวนงานที่จะถูกแทนที่หรือหายไป

ตารางที่ 1 สถิติเชิงพรรณนาของระดับการถูกแทนที่ด้วย AI (ร้อยละ)

สถิติ	ค่า
ค่าเฉลี่ย (ไม่ถ่วงน้ำหนัก)	32.1
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	18.4
ต่ำสุด / สูงสุด	5 / 85
ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักการจ้างงาน	35.0
สัดส่วนการจ้างงานในอาชีพที่ถูกประเมิน ≥ 50	28.7%

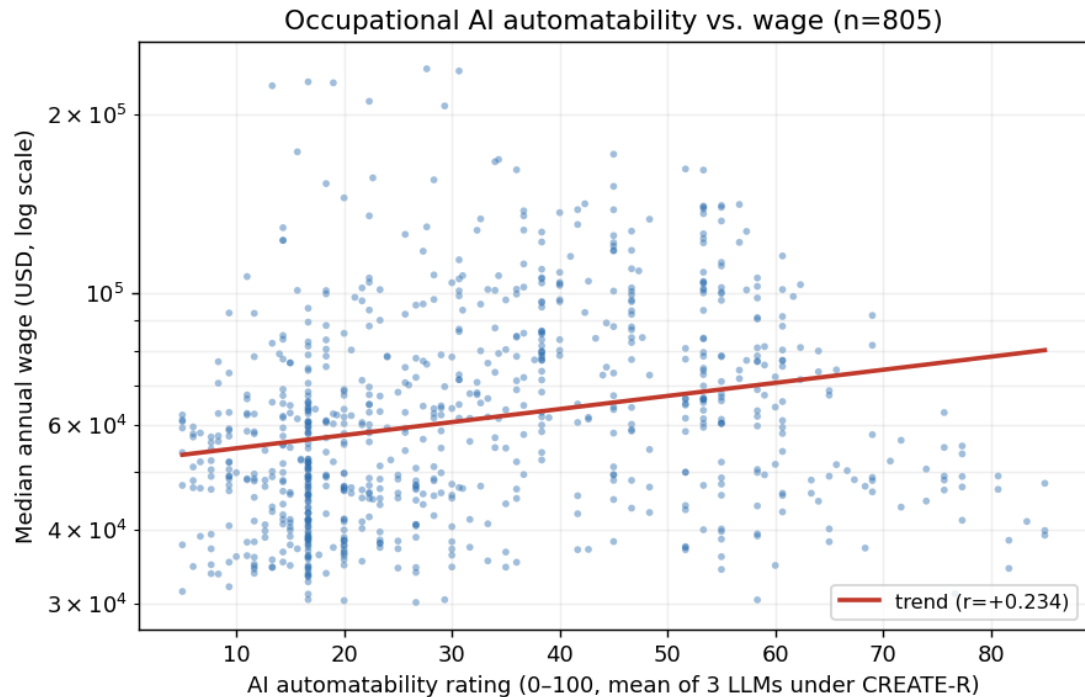
ตารางที่ 2 อาชีพที่ถูกประเมินสูงสุดและต่ำสุด (พร้อมค่าจ้างมัธยฐานรายปี USD)

สูงสุด (rating)	ค่าจ้าง	ต่ำสุด (rating)	ค่าจ้าง
Word Processors & Typists (85)	47,850	Athletes & Sports Competitors (5)	62,360
Data Entry Keyers (85)	39,850	Crossing Guards & Flaggers (5)	37,700
Telephone Operators (85)	39,130	Shampooers (5)	31,470
File Clerks (83)	41,270	Fallers (5)	53,900
Switchboard Operators (82)	38,370	Brickmasons & Blockmasons (5)	60,800

วัตถุประสงค์ข้อ 2 - ความสัมพันธ์กับค่าจ้างและการจ้างงาน ผลการวิเคราะห์แตกต่างจากแนวโน้มที่รายงานในงานศึกษาระบบอัตโนมัติยุคก่อน โดยคะแนนการถูกแทนที่ด้วย AI มีความสัมพันธ์ทางบวกในระดับต่ำ แต่มีนัยสำคัญทางสถิติกับลอการิทึมของค่าจ้างมัธยฐาน (Pearson $r = 0.234$, $p < .001$) ผลการถดถอยเชิงเส้นให้สมการ $\log \text{ค่าจ้าง} = 10.861 + 0.00507 \times \text{คะแนนการถูกแทนที่}$ โดย $b = 0.00507$, $SE = 0.00074$, $t = 6.82$, $p < .001$, 95% CI [0.00361, 0.00652], $R^2 = 0.055$ และ $n = 805$ คะแนนการถูกแทนที่ที่มีความสัมพันธ์ทางบวกในระดับต่ำกับลอการิทึมของจำนวนการจ้างงาน ($r = 0.134$, $p < .001$) เมื่อจำแนกตามควินไทล์ของค่าจ้างดิบ คะแนนเฉลี่ยมีแนวโน้มสูงขึ้นในกลุ่มค่าจ้างสูง (ตารางที่ 3) สะท้อนว่า generative AI สัมผัสงานความรู้และงานข้อความ ซึ่งมักมีค่าจ้างสูง มากกว่างานใช้แรงกาย อย่างไรก็ตาม ในกลุ่มอาชีพที่มีคะแนนสูงสุดยังพบงานเสมียนค่าจ้างไม่สูง จึงเป็นภาพผสมที่ทำให้ความสัมพันธ์เชิงเส้นรวมเป็นบวกในระดับต่ำ ค่า $R^2 = 0.055$ หมายความว่าแบบจำลองตัวแปรเดียวอธิบายความแปรปรวนของลอการิทึมค่าจ้างได้ร้อยละ 5.5 จึงมีอำนาจอธิบายจำกัดแม้ค่าสัมประสิทธิ์มีนัยสำคัญทางสถิติ ค่าจ้างยังขึ้นอยู่กับปัจจัยอื่น เช่น การศึกษา ประสบการณ์ ภาคอุตสาหกรรม และสภาพตลาดแรงงานเฉพาะพื้นที่

ตารางที่ 3 ค่าเฉลี่ยระดับการถูกแทนที่ จำแนกตามควินไทล์ค่าจ้างมัธยฐาน

ควินไทล์ค่าจ้าง	Q1 (ต่ำสุด)	Q2	Q3	Q4	Q5 (สูงสุด)
ค่าเฉลี่ยการถูกแทนที่	25.7	30.9	28.1	37.0	39.0



ภาพที่ 1 แสดงแผนภูมิการกระจายระดับการถูกแทนที่ด้วย AI เทียบกับค่าจ้างมัธยฐาน (มาตราลอ็ก) รายอาชีพ พร้อมเส้นแนวโน้ม

อภิปรายผล

ผลการวิจัยให้ภาพที่เชื่อมโยงกัน 3 ส่วน ส่วนแรก คະแนนจากแบบจำลองทั้งสามมีสหสัมพันธ์รายคู่ในระดับสูง ($r = 0.78-0.84$) และคະแนนเฉลี่ยมีความสอดคล้องสมบูรณ์ในระดับดี ($ICC(A,k) = 0.827$) แสดงว่ากระบวนการประเมินภายใต้กรอบ CREATE-R ให้คະแนนที่สอดคล้องกันในระดับที่รองรับการใช้ค่าเฉลี่ยข้ามแบบจำลอง ผลดังกล่าวสนับสนุนจุดเด่นด้านการขยายขนาดและการตรวจซ้ำของกระบวนการ แต่ไม่ใช่แทนการตรวจสอบความตรงกับผู้เชี่ยวชาญมนุษย์หรือข้อมูลผลลัพธ์จริงในตลาดแรงงาน

อย่างไรก็ตาม การใช้แบบจำลองภาษาเป็นเครื่องมือวัดมีข้อจำกัดสำคัญ ประการแรก คະแนนเป็นการประเมินความสามารถเชิงเทคนิคของ AI มิใช่การวัดการแทนที่ที่เกิดขึ้นจริง จึงควรใช้เป็นดัชนีเปรียบเทียบระหว่างอาชีพ ไม่ใช่คำพยากรณ์การเลิกจ้าง ประการที่สอง คำสั่งรับเพียงชื่ออาชีพและให้แบบจำลองอนุมานงานหลักตามความรู้เดิม โดยไม่ได้ป้อนคำอธิบายงาน SOC รายอาชีพ จึงอาจเกิดความคลาดเคลื่อนจากภาพจำหรือข้อมูลฝึก ประการที่สาม แบบจำลองจากต่างผู้พัฒนาอาจมีอคติร่วมจากแหล่งข้อมูลฝึกที่คล้ายกัน การใช้หลายค่ายจึงลดอิทธิพลเฉพาะแบบจำลองได้แต่ไม่ขจัดอคติร่วม และงานนี้ยังไม่มี การตรวจสอบความเป็นธรรมหรืออคติแบบเป็นทางการ ประการที่สี่ คະแนนอาจเปลี่ยนตามรุ่นของแบบจำลองและช่วงเวลา ผลจึงเป็นภาพ ณ เวลาที่ประเมิน ประการที่ห้า กรอบ CREATE-R ช่วยตรึงกระบวนการและลดการสร้างข้อมูลที่ไม่มีหลักฐานรองรับ แต่ไม่ขจัดอคติในข้อมูลฝึกทั้งหมด การเปรียบเทียบกับ AIOE ให้หลักฐานสนับสนุนความตรงเชิงลู่เข้ากับดัชนีภายนอกเท่านั้น งานต่อไปจึงควรเพิ่มการประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญมนุษย์ การตรวจสอบอคติแยกตามกลุ่มอาชีพ และการติดตามข้อมูลการจ้างงานจริงแบบตามยาว

ส่วนที่สอง โครงสร้างความเสี่ยงแตกต่างจากแนวโน้มของระบบอัตโนมัติยุคก่อน งานศึกษารุ่นก่อน (Frey, C. B. & Osborne, M. A. , 2017); (Webb, M., 2020) ชี้ว่าระบบอัตโนมัติเชิงกลและเทคโนโลยีดิจิทัลยุคก่อนมักกระทบงานประจำค่าจ้างต่ำถึงปานกลางมากกว่า แต่บทความนี้พบความสัมพันธ์ทางบวกในระดับต่ำระหว่างคະแนนการถูกแทนที่ด้วย Generative AI กับลอการิทึมของค่าจ้างมัธยฐาน ($r = 0.234$) ผลจึงแตกต่างจาก



แนวโน้มของระบบอัตโนมัติยุคก่อน และสอดคล้องกับหลักฐานว่างานความรู้และงานข้อความซึ่งมักมีค่าจ้างสูง สัมพันธ์กับแบบจำลองภาษามากกว่างานใช้แรงกาย (Eloundou, T. et al., 2024) ตามกรอบเศรษฐศาสตร์แรงงาน เทคโนโลยีไม่ได้แทนที่งานเพียงด้านเดียว แต่ยังอาจเสริมผลิตภาพและสร้างงานใหม่ (Acemoglu, D. & Restrepo, P., 2019); (Autor, D. H., 2015) ทั้งนี้ ความสัมพันธ์ไม่ได้เป็นเส้นตรงทั้งหมด เพราะในกลุ่มอาชีพที่มี คะแนนสูงสุดยังพบงานเสมียนและงานพิมพ์หรือคีย์ข้อมูลที่มีค่าจ้างไม่สูง ขณะที่งานใช้แรงกายและทักษะฝีมือมี คะแนนต่ำสุด กลุ่มอาชีพคะแนนสูงจึงปรากฏทั้งในงานเสมียนค่าจ้างต่ำและงานความรู้ค่าจ้างสูง

ส่วนที่สาม นัยต่อการพัฒนากำลังคนมี 2 ทิศทางพร้อมกัน กลุ่มงานเสมียนค่าจ้างต่ำที่มีคะแนนการถูก แทนที่สูงควรได้รับการสนับสนุนด้านทักษะและการเปลี่ยนผ่านอาชีพ เพราะอาจมีทรัพยากรรับมือกับการ เปลี่ยนแปลงจำกัด ส่วนกลุ่มงานความรู้ค่าจ้างสูงที่มีคะแนนสูงควรพัฒนาทักษะการกำกับ ตรวจสอบ และทำงาน ร่วมกับ AI เนื่องจากเทคโนโลยีอาจเปลี่ยนองค์ประกอบของงานมากกว่าทำให้อาชีพหายไปทั้งหมด หลักฐานจาก บริบทการทำงานบางประเภทพบว่า AI ช่วยเพิ่มผลิตภาพ และผู้ปฏิบัติงานที่มีทักษะหรือประสบการณ์ต่ำกว่าอาจ ได้รับประโยชน์มากกว่า (Brynjolfsson, E. et al., 2025); (Noy, S. & Zhang, W., 2023) แต่ไม่ควรเหมารวมผล ดังกล่าวไปยังทุกอาชีพ แนวทางที่เหมาะสมจึงเป็นการพัฒนาทักษะที่เสริมกับ AI และการใช้ AI อย่างรับผิดชอบ ภายใต้การกำกับของมนุษย์ (Human-in-the-Loop) ซึ่งสอดคล้องกับข้อเสนอการพัฒนากำลังคนไทยที่เน้นการ ปรับตัวและการยกระดับทักษะ (พนิดา อมราภิรม, 2568); (สุทัศน์ กำมณี และคณะ, 2566)

อนึ่ง การศึกษานี้ใช้ฐานข้อมูลอาชีพและค่าจ้างของสหรัฐอเมริกา องค์ประกอบงานดิจิทัลบางประเภท เช่น การจัดทำเอกสาร การประมวลผลข้อมูล และการบริการผ่านข้อความ อาจเปรียบเทียบข้ามประเทศได้ ในระดับหนึ่ง ข้อค้นพบนี้นี้จึงใช้เป็นฐานตั้งสมมติฐานเบื้องต้นเกี่ยวกับแนวโน้มเพื่อการวางแผนพัฒนากำลังคนไทย ได้ และสอดคล้องกับข้อเสนอเรื่องการปรับตัวและการยกระดับทักษะของ พนิดา อมราภิรม และสุทัศน์ กำมณี และคณะ อย่างไรก็ตาม ไม่ควรถ่ายโอนค่าคะแนน สัดส่วนการจ้างงาน หรือระดับความสัมพันธ์มายังประเทศไทย โดยตรง เพราะโครงสร้างอาชีพ ค่าจ้าง การใช้เทคโนโลยี และสถาบันตลาดแรงงานของสองประเทศแตกต่างกัน (พนิดา อมราภิรม, 2568); (สุทัศน์ กำมณี และคณะ, 2566)

เมื่อพิจารณาตามวัตถุประสงค์ข้อ 1 คะแนนการถูกแทนที่กระจายไม่สม่ำเสมอ โดยอาชีพงานข้อความและ กระบวนการซ้ำมีคะแนนสูง ขณะที่งานใช้แรงกายและทักษะฝีมือมีคะแนนต่ำ และการจ้างงานร้อยละ 28.7 อยู่ใน 179 อาชีพที่มีคะแนนตั้งแต่ 50 ขึ้นไป สัดส่วนดังกล่าวระบุกลุ่มที่ควรเฝ้าระวังและศึกษาต่อ แต่ไม่ใช่ ประมาณการจ้างงานที่จะหายไป ตามวัตถุประสงค์ข้อ 2 คะแนนการถูกแทนที่มีความสัมพันธ์ทางบวกในระดับ ต่ำกับลอการิทึมของค่าจ้างมัธยฐานและลอการิทึมของจำนวนการจ้างงาน ผลจึงแตกต่างจากแนวโน้มของระบบ อัตโนมัติยุคก่อน เพราะกลุ่มคะแนนสูงครอบคลุมทั้งงานความรู้ค่าจ้างสูงและงานเสมียนค่าจ้างไม่สูง นโยบาย พัฒนากำลังคนจึงควรดูแลทั้งสองกลุ่มตามลักษณะความเปราะบางที่ต่างกัน

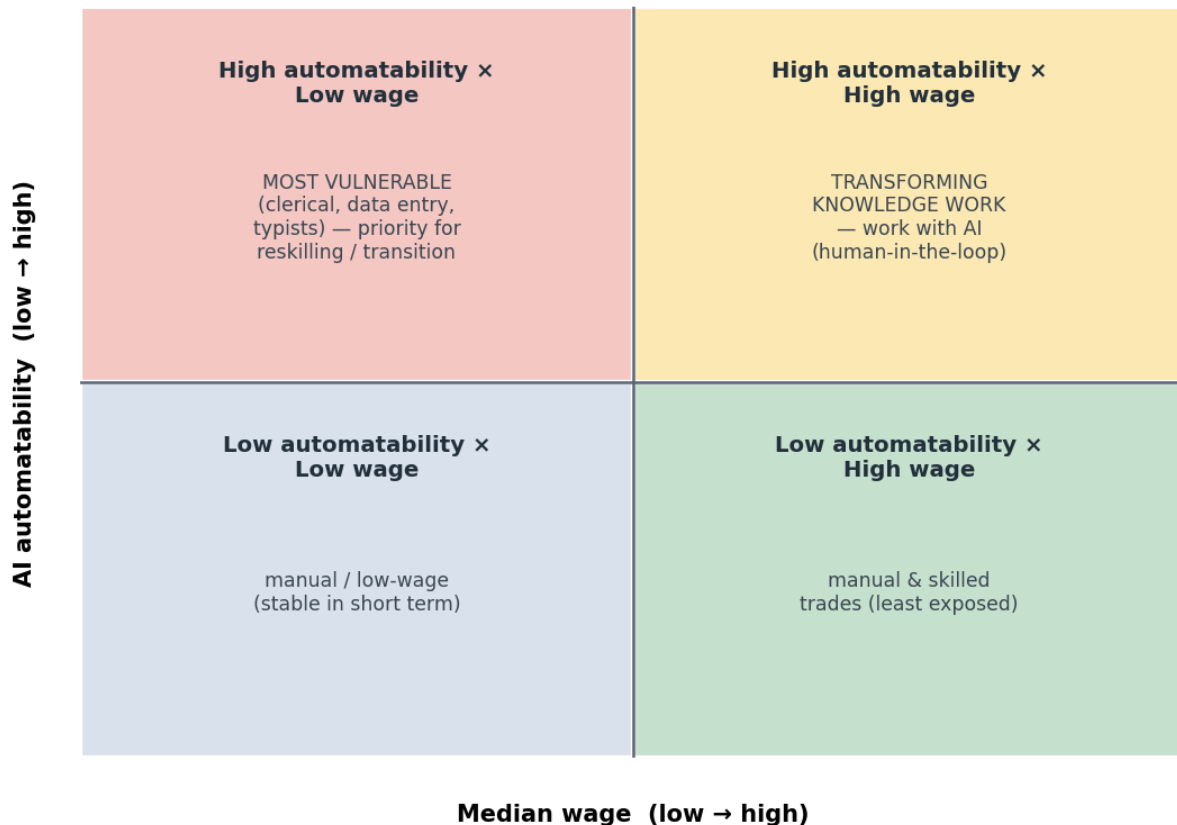
องค์ความรู้ใหม่

งานวิจัยนี้สังเคราะห์องค์ความรู้ใหม่เป็น 2 ส่วน ส่วนแรกคือวิธีประเมินระดับการถูกแทนที่ด้วย AI ที่กำกับและตรวจซ้ำได้ โดยใช้แบบจำลองภาษาจากหลายผู้พัฒนารายได้กรอบ CREATE-R ซึ่งกำหนดบริบท บทบาท หลักฐาน คำสั่ง รูปแบบผลลัพธ์ และข้อห้าม คะแนนรายแบบจำลองมีสหสัมพันธ์สูง ($r = 0.78-0.84$) และ คะแนนเฉลี่ยมีความสอดคล้องสมบูรณ์ในระดับดี ($ICC(A,k) = 0.827$) จึงรองรับการประเมินหลายร้อยอาชีพด้วย กระบวนการเดียวกันที่ตรวจซ้ำได้ ส่วนที่สองคือโมเดลจัดวางอาชีพสองมิติ ระดับการถูกแทนที่ด้วย AI $\times$ ค่าจ้าง (AI Automatability $\times$ Wage Matrix) ประกอบด้วยแกนอนเป็นค่าจ้างมัธยฐานจากต่ำไปสูง และแกนตั้งเป็น คะแนนการถูกแทนที่ด้วย AI จากต่ำไปสูง เส้นมัธยฐานของแต่ละตัวแปรแบ่งระนาบเป็น 4 กลุ่มตามภาพที่ 2 เพื่อเชื่อมผลการประเมินกับลำดับความสำคัญเชิงนโยบาย

โมเดลใช้ค่ามัธยฐานของคะแนนการถูกแทนที่ 27.3 และค่ามัธยฐานของค่าจ้างรายปี 59,300 ดอลลาร์สหรัฐเป็นเส้นแบ่ง โดยแกนนอนคือค่าจ้างมัธยฐาน และแกนตั้งคือคะแนนการถูกแทนที่ด้วย AI กลุ่มที่ 1 ถูกแทนที่สูง-ค่าจ้างต่ำ (High Automatability-Low Wage) เช่น งานเสมียน งานคีย์ข้อมูล และงานพิมพ์ เป็นกลุ่มเปราะบางที่ควรได้รับการยกระดับทักษะและการช่วยเหลือเพื่อเปลี่ยนผ่านอาชีพก่อน กลุ่มที่ 2 ถูกแทนที่สูง-ค่าจ้างสูง (High Automatability-High Wage) เป็นงานความรู้หรืองานข้อความเชิงวิชาชีพที่มีแนวโน้มเปลี่ยนไปสู่การทำงานร่วมกับ AI และต้องเสริมทักษะกำกับและตรวจสอบผลลัพธ์ กลุ่มที่ 3 ถูกแทนที่ต่ำ-ค่าจ้างต่ำ (Low Automatability-Low Wage) ส่วนใหญ่เป็นงานบริการและงานใช้แรงกายที่มีคะแนนการถูกแทนที่ด้วย AI ต่ำกว่าในปัจจุบัน แต่ยังควรติดตามเทคโนโลยีระลอกถัดไป และกลุ่มที่ 4 ถูกแทนที่ต่ำ-ค่าจ้างสูง (Low Automatability-High Wage) เป็นงานที่อาศัยทักษะมือ ความชำนาญเฉพาะ หรือปฏิสัมพันธ์กับสภาพแวดล้อมจริงในระดับสูง

โมเดลนี้เปลี่ยน “ตัวเลขการถูกแทนที่รายอาชีพ” ให้กลายเป็น “แผนที่เชิงนโยบาย” ที่ชี้ให้เห็นว่าควรจัดสรรทรัพยากรพัฒนากำลังคนไปที่กลุ่มใดก่อน โดยเฉพาะกลุ่มที่ 1 ที่เปราะบางที่สุด และช่วยให้ผู้กำหนดนโยบายและสถานประกอบการวางแผนยกระดับทักษะได้ตรงเป้าหมายขึ้น

Two-dimensional workforce model: AI automatability × wage



ภาพที่ 2 โมเดลจัดวางอาชีพสองมิติ “ระดับการถูกแทนที่ด้วย AI × ค่าจ้าง” จำแนกเป็น 4 กลุ่ม

สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป การประเมินอาชีพ 805 อาชีพด้วยแบบจำลองภาษา 3 ค่ายภายใต้กรอบ CREATE-R พบว่าสหสัมพันธ์รายคู่ระหว่างแบบจำลองอยู่ในระดับสูง ($r = 0.78-0.84$) และคะแนนเฉลี่ยมีความสอดคล้องสมบูรณ์ในระดับดี ($ICC(A,k) = 0.827$) คะแนนเฉลี่ยสัมพันธ์กับดัชนี AIOE ภายนอกในระดับสูง ($r = 0.727$, $n = 664$) ซึ่งสนับสนุนความตรงเชิงคู่เข้ากับดัชนีภายนอก แต่ไม่ใช่การตรวจสอบกับผู้เชี่ยวชาญโดยตรงหรือหลักฐานของการแทนที่ที่เกิดขึ้นจริง สำหรับวัตถุประสงค์ข้อ 1 ระดับการถูกแทนที่เฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 32.1 ถ่วงน้ำหนักด้วยการ



จ้างงานเท่ากับร้อยละ 35.0 และมีการจ้างงาน 43.9 ล้านตำแหน่ง หรือร้อยละ 28.7 ใน 179 อาชีพที่มีคะแนนตั้งแต่ 50 ขึ้นไป สำหรับวัตถุประสงค์ข้อ 2 คะแนนการถูกแทนที่สัมพันธ์ทางบวกในระดับต่ำแต่นัยสำคัญทางสถิติกับลอการิทึมของค่าจ้างมัธยฐาน ($r = 0.234$) และลอการิทึมของจำนวนการจ้างงาน ($r = 0.134$) ผลดังกล่าวแตกต่างจากแนวโน้มของระบบอัตโนมัติยุคก่อน โดยกลุ่มคะแนนสูงครอบคลุมทั้งงานเสมียนค่าจ้างไม่สูงและงานความรู้ค่าจ้างสูง จึงควรส่งเสริมทักษะที่เสริมกับ AI ควบคู่กับมาตรการช่วยเหลือกลุ่มงานเสมียนที่เปราะบาง ข้อเสนอแนะเชิงวิชาการ 1) การใช้แบบจำลองภาษาเป็นเครื่องมือวัดทางสังคมศาสตร์ควรใช้กรอบการสั่งงานแบบมีโครงสร้าง เช่น CREATE-R และเปิดเผยคำสั่ง รุ่นแบบจำลอง และเงื่อนไขการประเมินเพื่อให้ตรวจสอบซ้ำได้ 2) ควรรายงานทั้งความสอดคล้องระหว่างแบบจำลอง สัมประสิทธิ์ ICC สำหรับคะแนนที่นำไปใช้ และหลักฐานความตรงกับเกณฑ์ภายนอกโดยแยกความหมายของแต่ละสถิติให้ชัดเจน และ 3) ควรเผยแพร่ชุดข้อมูล คำสั่ง และโค้ดวิเคราะห์แบบเปิดตามหลักวิทยาศาสตร์เปิดข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัยครั้งต่อไป 1) ควรเชื่อมกรอบการวัดกับโครงสร้างอาชีพ ค่าจ้าง และคำอธิบายงานของประเทศไทยเมื่อมีฐานข้อมูลละเอียดเพียงพอ 2) ควรให้ผู้เชี่ยวชาญด้านเศรษฐศาสตร์แรงงานประเมินอาชีพกลุ่มตัวอย่าง แล้วเปรียบเทียบกับคะแนนจากแบบจำลองโดยตรง 3) ควรตรวจสอบอคติและความเป็นธรรมแยกตามกลุ่มอาชีพ รวมทั้งทดสอบความไวต่อรูปแบบคำสั่งและรุ่นของแบบจำลอง 4) ควรพัฒนาตัวชี้วัดความสามารถแบบเอเจนต์แยกจากการทำงานอัตโนมัติระดับงานพื้นฐาน และ 5) ควรศึกษาแบบตามยาวเพื่อตรวจสอบว่าคะแนนสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงการจ้างงานและค่าจ้างจริงในระยะยาวหรือไม่ ชุดข้อมูล โค้ดวิเคราะห์ ค่าประเมินรายแบบจำลองทั้งสามค่าย และรูปประกอบทั้งหมด เผยแพร่แบบเปิดที่ Open Science Framework (OSF): <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/U72BD> เพื่อให้ตรวจสอบซ้ำผลได้ทั้งหมด

เอกสารอ้างอิง

- พนิดา อมราภิรม. (2568). การปรับตัวของทรัพยากรมนุษย์ในยุคปัญญาประดิษฐ์ (AI). วารสารวิชาการรัฐศาสตร์และรัฐประศาสนศาสตร์, 7(1), 72-82.
- สุทัศน์ กามณี และคณะ. (2566). การพัฒนารูปแบบเพื่อเพิ่มทักษะด้านการใช้งานปัญญาประดิษฐ์ในการเพิ่มมูลค่าให้กับงานและความสามารถในการทำงานของแรงงานจังหวัดกาญจนบุรี. วารสารนวัตกรรมการบริหารและการจัดการ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์, 11(1), 45-53.
- Acemoglu, D. & Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.
- Brynjolfsson, E. et al. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889-942.
- Eloundou, T. et al. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science*, 384(6702), 1306-1308.
- Felten, E. et al. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195-2217.
- Frey, C. B. & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280.
- Huang, M. -H. & Rust, R. T. (2021). Engaged to a robot? The role of AI in service. *Journal of Service Research*, 24(1), 30-41.

- Koo, T. K. & Li, M. Y. (2016). A guideline of selecting and reporting intraclass correlation coefficients for reliability research. *Journal of Chiropractic Medicine*, 15(2), 155-163.
- Noy, S. & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187-192.
- U.S. Bureau of Labor Statistics. (2024). Occupational Employment and Wage Statistics, May 2024, National. Retrieved June 22, 2026, from <https://www.bls.gov/oes/>
- Webb, M. (2020). The impact of artificial intelligence on the labor market. *SSRN Electronic Journal*, 1-60. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3482150>.