นิพนธ์ต้นฉบับ . Original Article

อิทธิพลของโรคร่วมต่อค่ารักษาพยาบาลและการพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ต้นทุนผู้ป่วยปอดบวมในโรงพยาบาลชุมชน

Received date: December 18, 2025
Revised date: May 20, 2026
Accepted date: June 4, 2026

เมธาวี วัชรกุล[1], เอกมาศ วงศ์ไพรินทร์[2,3*]
[1]โรงพยาบาลกรงปินัง อำเภอกรงปินัง จังหวัดยะลา 95000
[2]วิทยาลัยการสาธารณสุขสิรินธร อำเภอเมือง จังหวัดยะลา 95000
[3]คณะสาธารณสุขศาสตร์และสหเวชศาสตร์ สถาบันบรมราชชนก อำเภอเมือง จังหวัดยะลา 95000

Influence of Comorbidities on Treatment Costs and Development of a Cost Prediction Model for Pneumonia Patients in a Community Hospital

Methawee Watcharakul [1], Akemat Wongpairin[2,3*]
[1]Krong Pinang Hospital, Krong Pinang District, Yala Province, Thailand 95000
[2]Sirindhorn College of Public Health, Mueang District, Yala Province, Thailand 95000
[3]Faculty of Public Health and Allied Health Sciences, Praboromarajchanok Institute, Mueang District, Yala Province, Thailand 95000

DOI: https://doi.org/10.64960/srimedj.v41i5.270221

บทคัดย่อ

ภูมิหลังและวัตถุประสงค์: โรคปอดบวมเป็นสาเหตุสำคัญของการเข้ารับการรักษาในโรงพยาบาล และโรคร่วมเป็นองค์ประกอบสำคัญในการกำหนดค่ารักษาพยาบาล ภายใต้ระบบการจ่ายชดเชยแบบกลุ่มวินิจฉัยโรคร่วม (Diagnosis-Related Groups: DRGs) แต่บทบาทเชิงโครงสร้างของโรคร่วมต่อค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยในโรคปอดบวม รวมถึงศักยภาพในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่ารักษาพยาบาลในบริบทโรงพยาบาลชุมชน ยังมีการวิจัยอยู่อย่างจำกัด การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยในโรคปอดบวม และเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลในบริบทของโรงพยาบาลชุมชน

วิธีการศึกษา: เป็นการศึกษาเชิงวิเคราะห์แบบภาคตัดขวางย้อนหลัง โดยใช้ข้อมูลผู้ป่วยในโรคปอดบวมจำนวน 874 ราย จากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลชุมชนแห่งหนึ่งในภาคใต้ของประเทศไทย ช่วงปี พ.ศ. 2563–2567 วิเคราะห์ความสัมพันธ์ด้วยการถดถอยเชิงเส้นพหุ และพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ 3 วิธี ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression; LR), Support Vector Machine (SVM) และโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network; NNET)

Citation example: Watcharakul M, Wongpairin A. Influence of comorbidities on treatment costs and development of a cost prediction model for pneumonia patients in a community hospital. Srinagarind Med J 2026;41(5): 607-17. doi:10.64960/srimedj.v41i5.270221

*Corresponding author: Akemat Wongpairin, E-mail: akemat.w@kkumail.com

ผลการศึกษา: ค่ารักษาพยาบาลเฉลี่ย 25,222 บาท แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่ารักษาพยาบาลได้ประมาณร้อยละ 50.0 (R^2 = 50%) โรคร่วมทางระบบทางเดินหายใจเรื้อรัง ได้แก่ โรคปอดอุดกั้นเรื้อรังและโรคหอบหืด มีความสัมพันธ์กับค่ารักษาพยาบาลอย่างมีนัยสำคัญในลักษณะของตัวปรับระดับต้นทุนพื้นฐาน ขณะที่ลักษณะการติดเชื้อแบคทีเรียหรือไวรัสเป็นตัวขับเคลื่อนต้นทุนหลักของช่วงการรักษาหนึ่งครั้ง การพยากรณ์ค่าใช้จ่ายด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นให้สมรรถนะดีที่สุดและมีความสม่ำเสมอสูงกว่า SVM และ NNET อย่างชัดเจน

สรุป: โรคร่วมมีอิทธิพลเชิงบริบทต่อค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยปอดบวม โดยเพิ่มความซับซ้อนของการดูแลมากกว่าการเป็นตัวกำหนดต้นทุนหลัก แบบจำลองเชิงเส้นเหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ต้นทุนในโรงพยาบาลชุมชน ผลการศึกษานี้สามารถใช้เป็นหลักฐานเชิงประจักษ์เพื่อสนับสนุนการพัฒนาระบบ DRGs ในประเทศไทย

คำสำคัญ: โรคปอดบวม, โรคร่วม, แบบจำลองการพยากรณ์

Abstract

Background and objectives: Pneumonia is a major cause of hospitalization, and comorbidities are an important component in determining medical costs under the diagnosis-Related Groups (DRGs) reimbursement system. However, empirical evidence remains limited regarding the structural role of comorbidities in influencing inpatient medical costs among pneumonia patients, as well as the potential for developing medical cost prediction models in the context of community hospitals. This study aimed to analyze the factors influencing inpatient treatment costs among pneumonia patients and to compare prediction models for medical costs in the community hospital setting.

Methods: This retrospective analytical cross-sectional study used data from 874 hospitalized pneumonia patients obtained from the hospital information system of a community hospital in southern Thailand during 2020–2024. Associations between variables and medical costs were examined using multiple linear regression. Three prediction models were developed and compared: Linear Regression (LR), Support Vector Machine (SVM), and Neural Network (NNET).

Results: The average treatment cost was 25,222 Thai baht. The multiple linear regression model explained approximately 50.0% of the variance in treatment costs (R^2 = 0.50). Chronic respiratory comorbidities, particularly chronic obstructive pulmonary disease and asthma, were significantly associated with treatment costs as modifiers of baseline cost levels. In contrast, bacterial or viral infection status was the principal driver of costs within a single episode of care. Among the three prediction approaches, the linear regression model demonstrated the best predictive performance and showed substantially greater consistency than both SVM and NNET.

Conclusions: Comorbidities exert a contextual influence on treatment costs among pneumonia patients by increasing the complexity of care rather than serving as the primary determinant of cost. Linear models appear to be the most appropriate approach for cost prediction in community hospitals. These findings may provide empirical evidence to support further development of the DRGs system in Thailand.

Keywords: pneumonia, comorbidity, predictive modeling

บทนำ

โรคปอดบวมเป็นโรคติดเชื้อระบบทางเดินหายใจส่วนล่าง ที่ยังคงเป็นปัญหาสาธารณสุขสำคัญทั่วโลก และเป็นสาเหตุหลักของการเข้ารับการรักษาในโรงพยาบาล โดยเฉพาะในกลุ่มผู้สูงอายุและผู้ที่มีโรคเรื้อรังร่วม นอกจากผลกระทบด้านการเจ็บป่วยแล้ว โรคปอดบวมยังสร้างภาระด้านเศรษฐศาสตร์สุขภาพอย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในประเทศรายได้ปานกลางที่กำลังเผชิญกับภาระโรคเรื้อรังที่เพิ่มขึ้น [1,2] การชดเชยค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยในบริบทของประเทศไทย ดำเนินการภายใต้ระบบการจ่ายชดเชยแบบกลุ่มวินิจฉัยโรคร่วม (Diagnosis-Related Groups: DRGs) ซึ่งใช้ข้อมูลการวินิจฉัยหลัก โรคร่วมและภาวะแทรกซ้อน (comorbidities and complications: CCs) เป็นองค์ประกอบสำคัญในการกำหนดน้ำหนักสัมพัทธ์ (relative weight: RW) และอัตราการชดเชยค่าใช้จ่ายทางการแพทย์ จึงถือเป็นข้อมูลหลักที่สะท้อนความซับซ้อนของผู้ป่วย และการใช้ทรัพยากรทางการแพทย์ภายใต้ระบบ DRGs อย่างไรก็ตาม หลักฐานเชิงประจักษ์หลายการศึกษาชี้ให้เห็นว่า ต้นทุนการรักษาที่เกิดขึ้นจริง (actual inpatient cost) โดยเฉพาะในผู้ป่วยที่มีโรคร่วมหลายโรคมักสูงกว่าค่าชดเชยที่คำนวณได้จากระบบ DRGs [3,4] ขณะที่โรคร่วมมีบทบาทสำคัญต่อความรุนแรงของโรคปอดบวม และค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยในที่สูงขึ้น [5,6]

การศึกษาด้านเศรษฐศาสตร์สุขภาพของประเทศไทยในช่วงที่ผ่านมา ได้แสดงให้เห็นว่าจำนวนและประเภทของโรคร่วมมีความสัมพันธ์กับค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยใน ภายใต้ระบบการจ่ายชดเชยแบบ DRGs อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในกลุ่มผู้ป่วยโรคเรื้อรัง เช่น โรคทางเดินหายใจเรื้อรัง โรคไตเรื้อรัง โรคหัวใจเรื้อรัง และเบาหวาน มีภาระค่าใช้จ่ายในโรงพยาบาลสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง เมื่อเทียบกับผู้ที่ไม่มีเหตุการณ์ปอดบวมร่วมด้วย [7-10] ขณะที่การใช้ข้อมูลโรคร่วมและลักษณะทางคลินิกเป็นตัวแปรพยากรณ์ สามารถเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์ต้นทุนการรักษา และช่วยลดความคลาดเคลื่อนระหว่างต้นทุนที่เกิดขึ้นจริงกับค่าชดเชยภายใต้ระบบ DRGs อย่างไรก็ตาม หลักฐานเชิงประจักษ์ในบริบทของโรงพยาบาลชุมชนยังคงมีอยู่อย่างจำกัด [4,9] ถึงอย่างไรก็ตาม การพยากรณ์ค่ารักษาพยาบาลมักเผชิญข้อจำกัดจากการใช้ตัวแปรวันนอน เนื่องจากข้อมูลค่ารักษาพยาบาลโดยรวม มักรวมองค์ประกอบต้นทุนที่สัมพันธ์กับระยะเวลานอนโรงพยาบาลโดยตรงไว้ด้วย เช่น ค่าห้องพิเศษและค่าอาหาร ซึ่งอยู่ในกลุ่มต้นทุนลักษณะค่าใช้จ่ายด้านที่พักรักษาและอาหาร และมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามจำนวนวันนอน ส่งผลให้วันนอนมีความสัมพันธ์สูงกับค่ารักษาพยาบาลรวมและอาจลดอิทธิพลของตัวแปรอื่นในการอธิบายต้นทุนได้ โดยมีรายงานการศึกษาผู้ป่วยปอดบวมที่เข้ารับการรักษาในโรงพยาบาลพบว่า ค่าใช้จ่ายส่วน room cost คิดเป็นร้อยละ 59.0 ของต้นทุนรายวัน และการลดวันนอนเพียง 1 วันอาจลดต้นทุนเฉลี่ยได้อย่างมีนัยสำคัญ [11,12]

การศึกษาที่ผ่านมาเกี่ยวกับการวิเคราะห์อิทธิพลเชิงโครงสร้างของโรคร่วม ร่วมกับการพัฒนาแบบจำลองเชิงพยากรณ์ในบริบทของโรงพยาบาลชุมชนยังมีอยู่อย่างจำกัด ดังนั้น การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างโรคร่วมกับค่ารักษาพยาบาลของผู้ป่วยปอดบวมในโรงพยาบาลชุมชน จึงมีความสำคัญ เพื่ออธิบายอิทธิพลของโรคร่วมต่อการใช้ทรัพยากรและต้นทุนการรักษาที่เกิดขึ้นจริงภายใต้ระบบ DRGs อย่างไรก็ตาม เนื่องจากข้อมูลค่ารักษาพยาบาลที่ใช้ในการศึกษานี้ รวมองค์ประกอบค่าใช้จ่ายบางส่วนที่อาจสัมพันธ์กับระยะเวลานอนโรงพยาบาลโดยตรง เช่น ค่าห้องพิเศษและค่าอาหาร ประกอบกับข้อพิจารณาจากการทบทวนวรรณกรรม การศึกษาครั้งนี้จึงมุ่งวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างชนิดของโรคร่วม กับค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยปอดบวม โดยไม่ได้รวมตัวแปรวันนอนโรงพยาบาลในการวิเคราะห์ ผลการศึกษาจะเป็นข้อมูลเชิงประจักษ์ที่เป็นประโยชน์ต่อการจัดสรรทรัพยากร การควบคุมต้นทุน และการพัฒนานโยบายการชดเชยค่ารักษาพยาบาลให้เหมาะสมกับบริบทของโรงพยาบาลชุมชน

วิธีการศึกษา

รูปแบบ เป็นการศึกษาเชิงวิเคราะห์แบบภาคตัดขวางย้อนหลัง (retrospective analytical cross-sectional study) โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาล (hospital information system: HIS) ของโรงพยาบาลกรงปีนัง จังหวัดยะลา มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ที่มีอิทธิพลต่อค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยในโรคปอดบวม และเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลในบริบทของโรงพยาบาลชุมชน

ประชากรที่ศึกษา คือ ผู้ป่วยในที่เข้ารับการรักษาที่โรงพยาบาลกรงปีนัง จังหวัดยะลา ช่วงวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2563 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2567 และได้รับการวินิจฉัยโรคหลักเป็นโรคปอดบวมตามรหัสการจำแนกโรคสากล ฉบับที่ 10 (International Classification of Diseases, 10th Revision: ICD-10) กลุ่มรหัส J12–J18 กลุ่มตัวอย่าง ได้แก่ ผู้ป่วยปอดบวม จำนวน 874 ราย จากฐานข้อมูล HIS ของโรงพยาบาลกรงปีนัง ซึ่งบันทึกข้อมูลด้านประชากรศาสตร์ ข้อมูลทางคลินิก การให้บริการทางการแพทย์ และค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาล

ผู้ป่วยในทุกราย ข้อมูลทั้งหมดได้รับการตรวจสอบความครบถ้วนและความถูกต้องก่อนนำไปวิเคราะห์ โดยคัดเลือกเฉพาะเวชระเบียนที่มีข้อมูลครบถ้วนและเป็นไปตามเกณฑ์การคัดเลือก เกณฑ์การคัดเข้า (inclusion criteria) ได้แก่ (1) ได้รับการวินิจฉัยโรคหลักเป็นโรคปอดบวม (ICD-10: J12–J18) (2) รับการรักษาในฐานะผู้ป่วยใน (3) มีข้อมูลทางคลินิกและข้อมูลค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลครบถ้วน และ (4) ผู้ป่วยอายุมากกว่า 14 ปี เกณฑ์การคัดออก (exclusion criteria) ได้แก่ (1) เวชระเบียนไม่สมบูรณ์หรือขาดข้อมูลสำคัญ และ (2) ผู้ป่วยที่ออกจากโรงพยาบาลก่อนครบกระบวนการรักษา (discharge against advice)

ตัวแปรต้นที่ศึกษา เพศ อายุ โรคร่วมที่สนใจศึกษา ได้แก่ โรคหลอดเลือดสมอง (stroke) โรคเบาหวาน (diabetes mellitus; DM) ความดันโลหิตสูง (hypertension; HT) โรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง (chronic obstructive pulmonary disease; COPD) โรคหอบหืด (asthma) โรคไตวายเรื้อรัง (chronic kidney disease; CKD) โรคมะเร็ง (cancer) สาเหตุของปอดบวม และตัวแปรผลลัพธ์ คือ ค่ารักษาพยาบาลรวมต่อการนอนโรงพยาบาลหนึ่งครั้ง (total hospitalization cost per admission) ซึ่งได้จากฐานข้อมูลระบบสารสนเทศโรงพยาบาล โดยเป็นมูลค่าค่าบริการที่บันทึกไว้ในระบบสำหรับการรักษาผู้ป่วยในแต่ละครั้ง ค่ารักษาพยาบาลดังกล่าวครอบคลุมองค์ประกอบค่าใช้จ่ายหลักตามที่ปรากฏในระบบ เช่น ค่ายา ค่าตรวจทางห้องปฏิบัติการ ค่าห้องและค่าบริการพยาบาล ตลอดจนค่าใช้จ่ายอื่นที่เกี่ยวข้องกับการรักษาระหว่างการนอนโรงพยาบาล ทั้งนี้ การศึกษานี้ใช้ข้อมูลค่ารักษาพยาบาลตามมูลค่าที่บันทึกไว้จริงในแต่ละปีของการรักษา และไม่ได้ปรับค่าตามอัตราเงินเฟ้อหรือแปลงเป็นมูลค่าปีฐานเดียวกัน

การวิเคราะห์ข้อมูล ข้อมูลทั้งหมดได้รับการตรวจสอบความถูกต้อง ความครบถ้วน และจัดรูปแบบก่อนการวิเคราะห์ โดยใช้โปรแกรม RStudio version 4.3.2 การวิเคราะห์เชิงพรรณนา (descriptive statistics) สำหรับข้อมูลเชิงคุณภาพนำเสนอด้วยความถี่ (frequency) และร้อยละ (percentage) ส่วนข้อมูลเชิงปริมาณนำเสนอด้วยค่าเฉลี่ย (mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation: SD) หรือค่ามัธยฐานและช่วงควอไทล์ ตามลักษณะการแจกแจงของข้อมูล การวิเคราะห์เชิงเดี่ยว (univariate analysis) ใช้สถิติ simple linear regression เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัว กับค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วย ในขณะที่การวิเคราะห์เชิงพหุ (multivariate analysis) ใช้สถิติ multiple linear regression เพื่อระบุปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยในอย่างเป็นอิสระ ภายใต้การควบคุมปัจจัยกวน โดยกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ $p < 0.05$

เนื่องจากข้อมูลค่าใช้จ่ายทางการแพทย์มีลักษณะการแจกแจงแบบเบ้ขวา (right-skewed distribution) จึงมีการแปลงข้อมูลค่าใช้จ่ายด้วยลอการิทึม (log-transformation) ก่อนนำเข้าสู่แบบจำลองเชิงเส้น เพื่อให้สอดคล้องกับสมมติฐานของแบบจำลองและลดอิทธิพลของค่าผิดปกติ จากนั้นได้ตรวจสอบการกระจายของข้อมูลและความเหมาะสมของแบบจำลองอย่างรอบคอบ สำหรับการนำเสนอผลในรูปกราฟ ผู้วิจัยใช้ค่า sum contrast จากสมการ linear regression model เพื่ออธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและประมาณค่าค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยใน โดยแปลงค่าที่ได้จากแบบจำลองกลับเป็นค่าใช้จ่ายจริง (raw cost) เพื่อให้สะดวกต่อการแปลผลในเชิงปฏิบัติ

การพัฒนาและประเมินแบบจำลองการพยากรณ์ค่าใช้จ่าย เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยปอดบวม การศึกษานี้สร้างแบบจำลองเชิงพยากรณ์ 3 วิธี ได้แก่ (1) การถดถอยเชิงเส้น (linear regression; LR), (2) โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network; NNET) และ (3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (support vector machine regression; SVM) โดยกำหนดตัวแปรตามเป็นค่าใช้จ่ายรวมของการนอนโรงพยาบาลที่แปลงลอการิทึม (log-transformed total hospitalization cost) เพื่อลดความเบ้ของการกระจายข้อมูลต้นทุน และใช้ตัวแปรพยากรณ์จากข้อมูลผู้ป่วย ได้แก่ กลุ่มอายุ เพศ โรคร่วม ผลลัพธ์การจำหน่าย ข้อมูลที่ผ่านเกณฑ์คัดเลือกถูกแบ่งเป็นชุดฝึก (training dataset) และชุดทดสอบ (testing dataset) ด้วยสัดส่วน 60:40 โดยใช้การสุ่มแบบคงสัดส่วนของตัวแปรตาม (stratified split) เพื่อให้การกระจายของตัวแปรตามในชุดข้อมูลใกล้เคียงกัน ระหว่างการพัฒนาโมเดลได้เพิ่มข้อมูลด้วยเทคนิค bootstrap resampling ใน 4 ระดับ ได้แก่ ระดับที่ 1: ไม่เพิ่มข้อมูล (ร้อยละ 0), ระดับที่ 2: เพิ่มข้อมูลร้อยละ 20, ระดับที่ 3: เพิ่มข้อมูลร้อยละ 30 และระดับที่ 4: เพิ่มข้อมูลร้อยละ 40 โดยทำการสุ่มตัวอย่างแบบคืนกลับจากชุดฝึกเดิมเพื่อเพิ่มจำนวนระเบียนฝึก ทั้งนี้ชุดทดสอบถูกคงไว้เดิมตลอดเพื่อป้องกันการรั่วไหลของข้อมูล (data leakage) และเพื่อให้สามารถเปรียบเทียบสมรรถนะของโมเดลระหว่างระดับต่าง ๆ โมเดลประเมินบนชุดทดสอบด้วยค่า root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) และค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2)

การศึกษานี้ได้รับการรับรองด้านจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ จากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ วิทยาลัยการสาธารณสุขสิรินธร จังหวัดยะลา ตามโครงการเลขที่ SCPHYLIRB-2568/349 เมื่อวันที่ 20 มิถุนายน พ.ศ. 2568

ผลการศึกษา

ลักษณะทั่วไปของประชากรที่ศึกษา

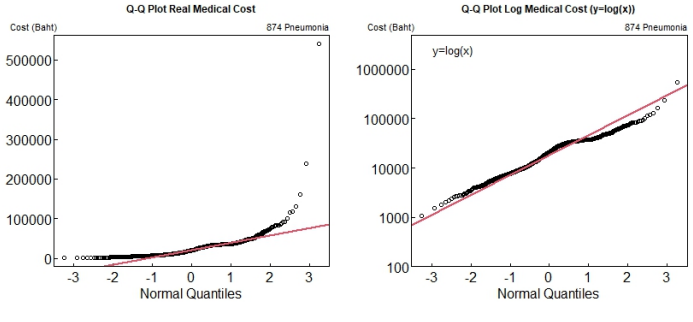
ตารางที่ 1 แสดงข้อมูลผู้ป่วยในโรคปอดบวม จำนวน 874 ราย พบว่า ส่วนใหญ่อยู่ในกลุ่มอายุ 60 ปีขึ้นไป เพศหญิงมีจำนวนมากกว่าเพศชาย โรคร่วมที่พบได้ค่อนข้างบ่อย ได้แก่ HT, COPD และ CKD ขณะที่ asthma พบในสัดส่วนที่น้อยกว่า และผู้ป่วยส่วนใหญ่ไม่มีประวัติ stroke, DM, cancer อย่างไรก็ตาม สำหรับลักษณะของการติดเชื้อ พบว่าผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นปอดบวมจาก bacterial and viral Infection และผู้ป่วยที่ไม่พบการติดเชื้อดังกล่าว มีสัดส่วนใกล้เคียงกัน ด้านผลลัพธ์การรักษา ผู้ป่วยส่วนใหญ่มีอาการดีขึ้นภายหลังการรักษาในโรงพยาบาล ขณะที่ผู้ป่วยที่มีอาการไม่ดีขึ้นพบในสัดส่วนเพียงเล็กน้อย

ตารางที่ 1 ลักษณะทั่วไปประชากร (n=874)

ตัวแปร	จำนวน (ร้อยละ)
อายุ (ปี)	
15-39	273 (31.2)
40-59	243 (27.8)
≥60	358 (41.0)
เพศ	
หญิง	610 (69.8)
ชาย	264 (30.2)
กลุ่มโรคร่วม	
1) โรคหลอดเลือดสมอง	
ไม่ใช่	810 (92.7)
ใช่	64 (7.3)
2) โรคเบาหวาน	
ไม่ใช่	728 (83.3)
ใช่	146 (16.7)
3) โรคความดันโลหิตสูง	
ไม่ใช่	543 (62.1)
ใช่	331 (37.9)
4) โรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง	
ไม่ใช่	742 (84.9)
ใช่	132 (15.1)
5) โรคหอบหืด	
ไม่ใช่	803 (91.9)
ใช่	71 (8.1)
6) โรคไตวายเรื้อรัง	
ไม่ใช่	748 (85.6)
ใช่	126 (14.4)
7) โรคมะเร็ง	
ไม่ใช่	856 (97.9)
ใช่	18 (2.1)
สาเหตุของปอดบวม	
ไม่ทราบสาเหตุ	439 (50.2)
แบคทีเรียหรือไวรัส	435 (49.8)
ผลลัพธ์การรักษา	
อาการดีขึ้น	818 (93.6)
อาการไม่ดีขึ้น	56 (6.4)

การแปลงข้อมูลค่าใช้จ่ายด้วยลอการิทึม (log-transformation) ก่อนนำเข้าสู่แบบจำลองเชิงเส้น

การแจกแจงของข้อมูลค่ารักษาพยาบาลก่อนและหลังการแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึม (log-transformation) โดยพบว่าหลังการแปลงข้อมูล ค่ารักษาพยาบาลมีการแจกแจงเข้าใกล้การแจกแจงปกติมากขึ้น และมีความเหมาะสมต่อการวิเคราะห์ทางสถิติด้วยแบบจำลองเชิงเส้น (รูปที่ 1)



รูปที่ 1 แสดงการแจกแจงของข้อมูลค่ารักษาพยาบาล

การวิเคราะห์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาล

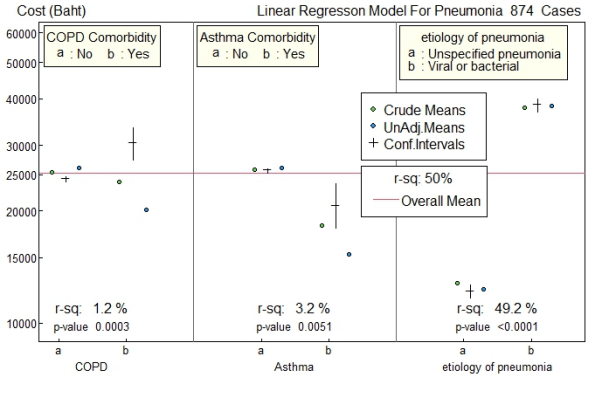
ตารางที่ 2 แสดงการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยกับค่าใช้จ่ายทั้งหมดในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยในโรคปอดบวม โดยใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Model) ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรประชากรศาสตร์ ได้แก่ เพศและอายุ ตัวแปรโรคร่วม ได้แก่ stroke, DM, HT,

COPD, asthma, CKD, cancer รวมถึงตัวแปรผลลัพธ์การรักษาพยาบาล และ bacterial and viral infection พบว่า ตัวแปรทั้งหมดที่นำเข้าสู่แบบจำลอง มีเพียง 3 ตัวแปร ที่แสดงความสัมพันธ์กับค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ได้แก่ COPD asthma และ bacterial and viral infection

ตารางที่ 2 แสดง regression coefficient

Variables	β coefficients	SEs	95% CIs	p-values
Intercept	9.24	0.03	9.18 - 9.30	<0.001
COPD	0.22	0.06	0.10 - 0.34	<0.001
Asthma	-0.22	0.08	-0.37 - -0.07	0.005
Pneumonia etiology	1.15	0.04	1.07 - 1.23	<0.001

การประมาณค่าและการเปรียบเทียบค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาล ของตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับค่าใช้จ่าย โดยนำเสนอค่ารักษาพยาบาล 4 ลักษณะ ได้แก่ (1) ค่าเฉลี่ยจริงของค่ารักษาพยาบาลในแต่ละกลุ่ม (crude mean) (2) ค่าเฉลี่ยค่ารักษาพยาบาลที่ได้จากการวิเคราะห์แบบตัวแปรเดียว (unadjusted mean) (3) ค่าเฉลี่ยค่ารักษาพยาบาลที่ได้จากการวิเคราะห์แบบพหุตัวแปรพร้อมช่วงความเชื่อมั่นร้อยละ 95 (multivariate-adjusted mean with 95% confidence interval) และ (4) ค่าเฉลี่ยค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยทั้งหมด (overall mean) ผลการวิเคราะห์พบว่า ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยปอดบวมโดยเฉลี่ยต่อผู้ป่วยหนึ่งรายเท่ากับ 25,222 บาท ซึ่งใช้เป็นค่าอ้างอิงในการเปรียบเทียบค่าใช้จ่ายของแต่ละกลุ่มปัจจัย (รูปที่ 2)



รูปที่ 2 การวิเคราะห์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาล

COPD เมื่อพิจารณา ค่าเฉลี่ยจริงของ crude mean พบว่า ผู้ป่วยที่มีโรคปอดอุดกั้นเรื้อรังมีค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลสูงกว่าผู้ป่วยที่ไม่มีโรคดังกล่าวอย่างชัดเจน อย่างไรก็ตาม เมื่อประเมินด้วยการวิเคราะห์ univariate analysis พบว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายได้เพียงร้อยละ 1.2 (R^2 = 1.2%, p = 0.0003) สะท้อนว่าแม้ COPD จะสัมพันธ์กับค่าใช้จ่ายที่สูงขึ้น แต่มีอิทธิพลต่อค่าใช้จ่ายโดยรวมในระดับค่อนข้างจำกัด เมื่อพิจารณาเพียงตัวแปรเดียว เมื่อปรับด้วยการวิเคราะห์แบบ multivariate analysis ค่าใช้จ่ายที่ประมาณได้มีแนวโน้มเข้าใกล้ค่าเฉลี่ยรวมของระบบมากขึ้น และช่วงความเชื่อมั่นแคบลง แสดงให้เห็นว่าอิทธิพลของ COPD ต่อค่าใช้จ่ายส่วนหนึ่งได้รับผลจากปัจจัยร่วมอื่นๆ ในแบบจำลอง

Asthma พบว่า ค่าเฉลี่ยจริงของ crude mean สูงกว่ากลุ่มที่ไม่มี asthma และผลการวิเคราะห์แบบตัวแปรเดียวสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายได้ร้อยละ 3.2 (R^2 = 3.2%, p = 0.0051) ซึ่งสูงกว่า COPD เล็กน้อย แสดงว่าโรคหอบหืดมีอิทธิพลต่อค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลมากกว่า COPD ในระดับหนึ่ง อย่างไรก็ตาม เมื่อทำการปรับด้วยการวิเคราะห์แบบพหุตัวแปร ค่าใช้จ่ายที่ประมาณได้มีการเปลี่ยนแปลงจากค่าเฉลี่ยจริงบางส่วน และมีแนวโน้มลดความแตกต่างลงเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ยรวมของระบบ สะท้อนให้เห็นว่าอิทธิพลของโรคหอบหืดต่อค่าใช้จ่ายยังคงเป็นอิทธิพลเชิงจำกัดเมื่อพิจารณาร่วมกับปัจจัยอื่น

สาเหตุของการเกิดปอดอักเสบจากเชื้อ bacterial and viral infection เป็นปัจจัยที่แสดงอิทธิพลต่อค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลอย่างชัดเจนที่สุด เมื่อพิจารณา ค่าเฉลี่ยจริงของ crude mean พบว่าผู้ป่วยที่มีการติดเชื้อดังกล่าวมีค่าใช้จ่ายสูงกว่ากลุ่มที่ไม่มีการติดเชื้ออย่างมาก ขณะที่การวิเคราะห์แบบ univariate analysis ของสาเหตุของการเกิดปอดอักเสบ พบว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายได้ ร้อยละ 49.2 (R^2 = 49.2%, p < 0.0001) ซึ่งสูงกว่าตัวแปรอื่นอย่างชัดเจน แสดงให้เห็นว่าลักษณะการติดเชื้อเป็นปัจจัยหลักที่กำหนดระดับการใช้ทรัพยากรทางการแพทย์และต้นทุนการรักษาผู้ป่วยปอดบวม

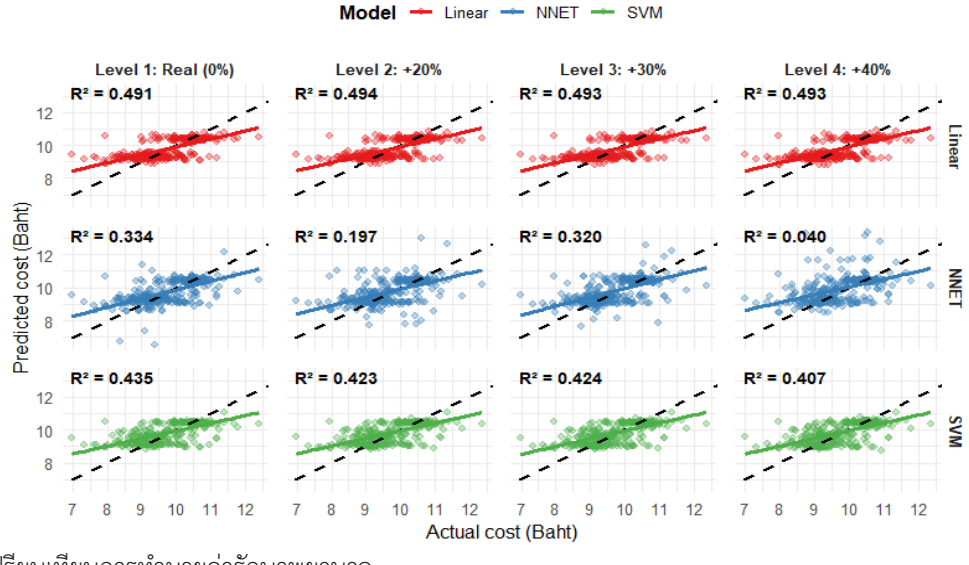
ภาพรวมของแบบจำลองพหุตัวแปร เมื่อรวมตัวแปรทั้งหมดที่เกี่ยวข้องเข้าไว้ในแบบจำลองการวิเคราะห์แบบพหุตัวแปร พบว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลได้ร้อยละ 50.0 (R^2 = 50%) ซึ่งสูงกว่าการพิจารณาตัวแปรใดตัวแปรหนึ่งเพียงลำพังอย่างชัดเจน

การเปรียบเทียบการทำนายค่ารักษาพยาบาล

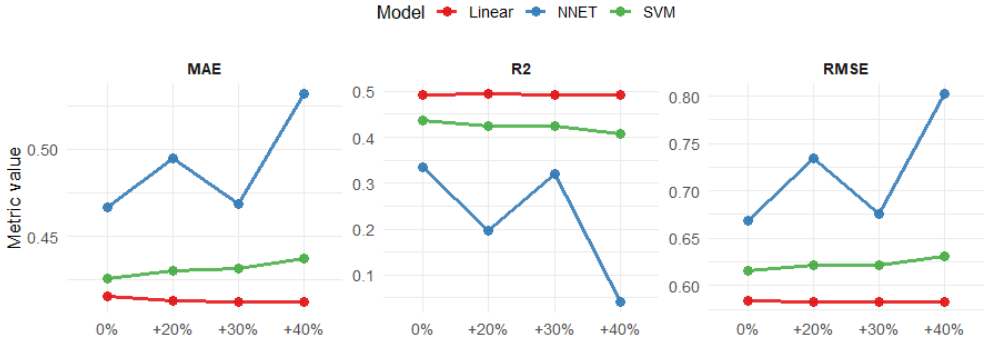
ความสัมพันธ์ระหว่างค่ารักษาพยาบาลที่เกิดขึ้นจริงและค่าที่แบบจำลองทำนายได้บนชุดข้อมูลทดสอบ (actual vs predicted cost) พบว่าแบบจำลองทั้งสามคือ LR, NNET และ SVM สามารถทำนายค่าใช้จ่ายในการรักษาผู้ป่วยปอดบวมได้ในระดับที่แตกต่างกัน โดยความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายประเมินจากค่า R^2 แบบจำลอง LR แสดงสมรรถนะในการพยากรณ์ที่ค่อนข้างสม่ำเสมอในทุกระดับของการเพิ่มข้อมูล โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.491 ในระดับข้อมูลจริง (ร้อยละ 0) และมีค่า R^2 ใกล้เคียงกันในระดับการเพิ่มข้อมูลร้อยละ 20, 30 และ 40 (R^2 = 0.494, 0.493 และ 0.493 ตามลำดับ) ขณะที่แบบจำลอง NNET แสดงสมรรถนะที่ผันแปรมากกว่า โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.334 ในระดับข้อมูลจริง และลดลงเหลือ 0.197 ในระดับการเพิ่มข้อมูลร้อยละ 20 ก่อนที่จะเพิ่มขึ้นเป็น 0.320 ในระดับร้อยละ 30 อย่างไรก็ตาม ในระดับการเพิ่มข้อมูลร้อยละ 40 ค่า R^2 ลดลงอย่างชัดเจนเหลือเพียง 0.040 สำหรับแบบจำลอง SVM พบว่าสามารถพยากรณ์ค่าใช้จ่ายได้ในระดับที่ค่อนข้างดีและมีความสม่ำเสมอรองลงมาจาก LR โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.435 ในระดับข้อมูลจริง และมีค่า R^2 อยู่ในช่วง 0.423–0.424 ในระดับการเพิ่มข้อมูลร้อยละ 20–30 ก่อนจะลดลงเล็กน้อยเป็น 0.407 ในระดับการเพิ่มข้อมูลร้อยละ 40 (รูปที่ 3)

การเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาล

สมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยปอดบวมบนชุด testing dataset โดยประเมินด้วยค่า MAE, RMSE และ R^2 พบว่า แบบจำลองทั้งสาม ได้แก่ LR, NNET และ SVM มีสมรรถนะที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนในทุกระดับของการเพิ่มข้อมูล (รูปที่ 4)



รูปที่ 3 การเปรียบเทียบการทำนายค่ารักษาพยาบาล



รูปที่ 4 ประสิทธิผลของตัวแบบการทำนายค่ารักษาพยาบาลในส่วนของ testing dataset

แบบจำลอง LR แสดงสมรรถนะที่ดีที่สุดและมีความเสถียรสูงที่สุดในทุกระดับของการเพิ่มข้อมูล โดยมีค่า MAE และ RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น และค่า R^2 อยู่ในระดับสูงและค่อนข้างคงที่ตลอดช่วงของการเพิ่มข้อมูล (ประมาณ 0.49–0.50)

แบบจำลอง SVM พบว่ามีสมรรถนะรองลงมา โดยมีค่า MAE และ RMSE สูงกว่า LR เล็กน้อย แต่ยังอยู่ในระดับที่ค่อนข้างคงที่เมื่อเพิ่มข้อมูล ขณะที่ค่า R^2 ของ SVM อยู่ในช่วงประมาณ 0.41–0.43 และมีแนวโน้มลดลงเล็กน้อยเมื่อเพิ่มข้อมูลเป็นร้อยละ 40.0

แบบจำลอง NNET แสดงสมรรถนะที่ต่ำกว่าและมีความผันแปรสูงที่สุด โดยมีค่า MAE และ RMSE สูงกว่าแบบจำลองอื่นอย่างชัดเจน และมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อระดับการเพิ่มข้อมูลสูงขึ้น โดยเฉพาะในระดับร้อยละ 40.0 นอกจากนี้ ค่า R^2 ของ NNET มีความไม่เสถียรอย่างเห็นได้ชัด โดยลดลงอย่างมากในระดับการเพิ่มข้อมูลสูง

วิจารณ์

ผลการวิเคราะห์อิทธิพลของโรคร่วมต่อค่าใช้จ่าย

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ประการแรกเพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยด้านประชากรศาสตร์ โรคร่วม และผลลัพธ์การรักษาพยาบาลกับค่าใช้จ่ายทั้งหมดในการรักษาพยาบาลผู้ป่วยในโรคปอดบวมในบริบทของโรงพยาบาลชุมชน ผลการวิเคราะห์หลายตัวแปร (multivariate analysis) พบว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายได้ประมาณ ร้อยละ 50.0 ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับที่น่าพอใจสำหรับข้อมูลต้นทุนจากบริการจริงที่มักมีการแจกแจงแบบเบ้ขวาและมีความแปรปรวนสูง โดยสะท้อนว่าค่าใช้จ่ายในการรักษาผู้ป่วยปอดบวมไม่ได้ถูกกำหนดโดยปัจจัยใดปัจจัยหนึ่งเพียงลำพัง แต่เป็นผลของปฏิสัมพันธ์ระหว่างลักษณะการติดเชื้อ ความซับซ้อนของผู้ป่วย และโรคร่วมที่มีอยู่เดิม สอดคล้องกับกรอบแนวคิดด้านเศรษฐศาสตร์สุขภาพและวิธีวิทยาการวิเคราะห์ต้นทุนบริการสุขภาพ [13-15]

บทบาทของโรคร่วม (comorbidities) ซึ่งเป็นแกนหลักของการศึกษา ผลลัพธ์สนับสนุนว่าโรคร่วมมีอิทธิพลต่อค่ารักษาพยาบาลในลักษณะของตัวปรับระดับต้นทุนพื้นฐาน (baseline cost modifier) มากกว่าการเป็นตัวขับเคลื่อนต้นทุนหลักโดยตรง โรคร่วมบางชนิด โดยเฉพาะ COPD และ asthma แสดงความสัมพันธ์กับค่าใช้จ่ายอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ แม้ว่าขนาดอิทธิพลจากการวิเคราะห์เชิงเดี่ยวจะอยู่ในระดับค่อนข้างจำกัด ผลลัพธ์นี้สะท้อนกลไกเชิงคลินิกที่สมเหตุสมผล กล่าวคือ โรคร่วมทางระบบทางเดินหายใจเรื้อรังมักเพิ่มความซับซ้อนของการดูแลผู้ป่วยปอดบวม เช่น ความจำเป็นในการใช้ออกซิเจน การใช้ยาขยายหลอดลม/สเตียรอยด์ การเฝ้าระวังใกล้ชิด และการตรวจติดตามซ้ำ จึงทำให้เกิดการใช้ทรัพยากรเพิ่มขึ้นและต้นทุนสูงขึ้นเมื่อเทียบกับผู้ที่ไม่มีโรคร่วมดังกล่าว ซึ่งสอดคล้องกับหลักฐานจากงานวิจัยระหว่างประเทศ [5,6]

เมื่อควบคุมปัจจัยร่วมอื่นในแบบจำลองของรูปแบบการวิเคราะห์หลายตัวแปร (multivariate analysis) อิทธิพลของ COPD และ asthma ต่อค่าใช้จ่ายมีแนวโน้มลดลงและค่าเฉลี่ยที่ประมาณได้เข้าใกล้ค่าเฉลี่ยรวมของระบบมากขึ้น สะท้อนว่าอิทธิพลของโรคร่วมต่อค่ารักษาพยาบาลเป็นอิทธิพลเชิงบริบท (contextual influence) ที่ทำงานร่วมกับปัจจัยทางคลินิกอื่นมากกว่าการกำหนดระดับต้นทุนอย่างอิสระ ข้อค้นพบนี้ช่วยอธิบายได้ว่าเหตุใดโรคร่วมเรื้อรังหลายชนิด (เช่น เบาหวาน ความดันโลหิตสูง โรคไตเรื้อรัง โรคหลอดเลือดสมอง และมะเร็ง) จึงไม่แสดงความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญในแบบจำลองสุดท้าย แม้จะมีความสำคัญทางคลินิก โดยมีความเป็นไปได้ว่าผลของโรคเหล่านี้ถูก “ส่งผ่าน” ตัวแปรตัวกลาง เช่น ความรุนแรงของโรค ระยะเวลานอนโรงพยาบาล หรือรูปแบบการส่งต่อ ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในโมเดลนี้ นอกจากนี้ ในบริบทโรงพยาบาลชุมชน ผู้ป่วยที่ซับซ้อนมากจากโรคร่วมรุนแรงมักได้รับการส่งต่อไปโรงพยาบาลระดับสูง ส่งผลให้ต้นทุนใน episode ที่เกิดขึ้นในโรงพยาบาลชุมชนไม่สะท้อนภาระต้นทุนทั้งหมดตลอดเส้นทางการดูแล ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยด้านต้นทุนในประเทศไทยและต่างประเทศ [7,8]

ปัจจัยที่แสดงอิทธิพลต่อค่ารักษาพยาบาลอย่างเด่นชัดที่สุดคือ ลักษณะการติดเชื้อแบคทีเรียหรือไวรัส ซึ่งอธิบายความแปรปรวนของค่าใช้จ่ายได้สูงกว่าปัจจัยอื่นอย่างชัดเจน ทั้งในการวิเคราะห์รูปแบบ univariate analysis และการวิเคราะห์ multivariate analysis ผลลัพธ์นี้บ่งชี้ว่า bacterial and viral Infection ทำหน้าที่เป็นตัวแทนของความรุนแรงของการเข้ารับการรักษาในแต่ละครั้ง รวมถึงเป็นปัญหาหลักของการใช้ทรัพยากรทางการแพทย์ เช่น การใช้ยาปฏิชีวนะออกฤทธิ์กว้าง การตรวจการตรวจทางห้องปฏิบัติการซ้ำ การถ่ายภาพรังสีหลายครั้ง และการดูแลระดับกึ่งวิกฤตและวิกฤต ล้วนเป็นองค์ประกอบหลักของต้นทุนผู้ป่วยในโรคปอดบวม [1,2]

สำหรับตัวแปรประชากรศาสตร์ พบว่า เพศและอายุไม่แสดงความสัมพันธ์กับค่าใช้จ่ายอย่างมีนัยสำคัญเมื่อควบคุมปัจจัยร่วม ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดว่าปัจจัยประชากรศาสตร์มักมีผลต่อค่าใช้จ่ายผ่านตัวแปรตัวกลาง เช่น ความรุนแรงของโรคและการใช้ทรัพยากร มากกว่าการส่งผลโดยตรงต่อระดับต้นทุน [14] ผลลัพธ์นี้จึงสะท้อนความเหมาะสมของ

แบบจำลองในการแยกบทบาทของปัจจัยเชิงประชากรออกจากปัจจัยเชิงคลินิกได้อย่างเป็นระบบ

เมื่อพิจารณาในบริบทของระบบการจ่ายชดเชยแบบ DRGs ข้อค้นพบนี้ชี้ให้เห็นความท้าทายเชิงโครงสร้างของโรงพยาบาลชุมชน กล่าวคือ แม้โรคร่วมจะเป็นองค์ประกอบสำคัญต่อการจัดกลุ่มและน้ำหนักสัมพัทธ์ แต่ต้นทุนที่เกิดขึ้นจริงโดยเฉพาะกรณีที่มีความซับซ้อนจากลักษณะการติดเชื้อและโรคร่วมทางระบบหายใจ อาจสูงกว่าค่าชดเชย ส่งผลต่อประสิทธิภาพการบริหารต้นทุนของหน่วยบริการ ซึ่งสอดคล้องกับหลักฐานเชิงประจักษ์ในประเทศไทย [7,8]

การเปรียบเทียบสมรรถนะการพยากรณ์ค่าใช้จ่ายระหว่างแบบจำลอง

การประเมินความแม่นยำของแบบจำลองบนชุดข้อมูลทดสอบผ่านกราฟ Actual vs Predicted และตัวชี้วัด R^2/MAE/RMSE พบว่าแบบจำลองทั้งสามมีสมรรถนะแตกต่างกันอย่างชัดเจน โดย LR ให้ผลดีที่สุดและมีความสม่ำเสมอสูงที่สุดในทุกระดับของการเพิ่มข้อมูลฝึก โดยมีค่า R^2 ประมาณ 0.49–0.50 อย่างคงที่ และมีค่า MAE/RMSE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่น สะท้อนว่าโครงสร้างความสัมพันธ์ของค่าใช้จ่ายในข้อมูลจริงโรงพยาบาลชุมชนมีรูปแบบที่โมเดลเชิงเส้นสามารถอธิบายได้เหมาะสม SVM ให้สมรรถนะรองลงมา (R^2 ประมาณ 0.41–0.43) โดยแม้จะมีความเสถียรเมื่อเพิ่มข้อมูลฝึกในช่วงร้อยละ 20–30 และสะท้อนศักยภาพในการรองรับความสัมพันธ์ที่อาจไม่เป็นเชิงเส้นบางส่วน แต่ยังไม่สามารถให้ผลเหนือกว่าโมเดลเชิงเส้นในชุดข้อมูลนี้ ขณะที่ Neural Network (NNET) แสดงสมรรถนะต่ำที่สุดและมีความผันแปรสูง โดย R^2 ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นในทุกระดับ และลดลงอย่างชัดเจนเมื่อเพิ่มข้อมูลฝึกเป็นร้อยละ 40 พร้อมกับค่า MAE/RMSE ที่สูงขึ้น สะท้อนข้อจำกัดของโมเดลที่ซับซ้อนเมื่อใช้กับข้อมูลขนาดเล็กถึงปานกลางที่มีความหลากหลายเชิงสารสนเทศจำกัด [14-17]

อิทธิพลของขนาดข้อมูลต่อสมรรถนะของแบบจำลอง

ผลการศึกษานี้ยืนยันว่าบทบาทของขนาดข้อมูลต่อสมรรถนะของแบบจำลองไม่ได้เป็นเชิงเส้นและแตกต่างกันตามลักษณะของอัลกอริทึม โดยในกรณีข้อมูลขนาดเล็กถึงปานกลาง เช่น ข้อมูลจำนวน 874 ราย ในการศึกษาครั้งนี้ แบบจำลอง LR มีความได้เปรียบ เนื่องจากต้องการข้อมูลน้อย มีความโปร่งใสในการตีความ และมีความเสี่ยงต่อการเกิด overfitting ต่ำกว่า โดยเฉพาะเมื่อใช้ตัวแปรที่มีความหมายเชิงคลินิกชัดเจน [17,18] ในทางตรงกันข้าม NNET ต้องการข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อเรียนรู้รูปแบบเชิงซับซ้อน จึงมีแนวโน้มเรียนรู้ noise มากกว่าสัญญาณจริงเมื่อข้อมูลจำกัด ส่วน SVM แม้รองรับข้อมูลขนาดเล็กได้ดีกว่า NNET แต่ยังต้องการความหลากหลายของข้อมูลเพื่อกำหนดขอบเขตการแยก (hyperplane) อย่างเหมาะสม จึงให้ผลในระดับปานกลางเมื่อโครงสร้างข้อมูลไม่ซับซ้อนมาก [19,20]

ผลของการเพิ่มข้อมูลฝึกด้วย Bootstrap Resampling

การเพิ่มข้อมูลฝึกด้วย bootstrap resampling ช่วยเพิ่มขนาดตัวอย่างเชิงปริมาณ แต่ไม่ได้เพิ่มความหลากหลายของข้อมูลเชิงสารสนเทศ เนื่องจากข้อมูลที่ได้ยังคงอิงอยู่กับชุดข้อมูลเดิมเป็นหลัก ผลการวิเคราะห์ชี้ให้เห็นว่า LR และ SVM ยังคงรักษาความสามารถในการจำแนกได้ในระดับที่น่าพอใจ แม้ใช้ข้อมูลที่ขยายด้วย bootstrap resampling อย่างไรก็ตาม NNET มีแนวโน้มให้ผลลัพธ์ด้อยลงอย่างชัดเจนเมื่อเพิ่มสัดส่วนข้อมูล bootstrap โดยเฉพาะที่ระดับ 40% สะท้อนว่าเทคนิคดังกล่าวอาจมีข้อจำกัดในการทดแทนข้อมูลจริง และอาจกระตุ้นปัญหา overfitting ได้มากขึ้นในโมเดลที่มีโครงสร้างซับซ้อน [21,22]

นัยยะเชิงคลินิกและเชิงนโยบาย

แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR) ไม่เพียงแสดงสมรรถนะในการพยากรณ์ค่ารักษาพยาบาลได้ดีที่สุดเท่านั้น แต่ยังมีข้อได้เปรียบที่สำคัญด้านความโปร่งใสและความง่ายในการตีความ ซึ่งมีคุณค่าอย่างยิ่งในบริบทของโรงพยาบาลชุมชนที่ต้องเผชิญกับข้อจำกัดด้านทรัพยากร งบประมาณ และบุคลากร แบบจำลองดังกล่าวสามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการวางแผนงบประมาณ การบริหารต้นทุน และการจัดสรรทรัพยากรด้านสุขภาพได้อย่างเป็นรูปธรรม ผลการศึกษานี้สนับสนุนหลักการ model parsimony ที่ชี้ให้เห็นว่า แบบจำลองที่มีโครงสร้างเรียบง่ายแต่สอดคล้องกับลักษณะข้อมูล สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพและเสถียรกว่าแบบจำลองที่มีความซับซ้อนสูงในบริบทของข้อมูลขนาดจำกัด นอกจากนี้ยังสะท้อนให้เห็นว่า การเลือกแบบจำลองสำหรับการใช้งานจริงควรพิจารณาความเหมาะสมกับข้อมูลและบริบทการนำไปใช้เป็นสำคัญ มากกว่าการยึดตามระดับความซับซ้อนของอัลกอริทึมเพียงอย่างเดียว [23]

สรุป

การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่า โรคร่วมมีความสัมพันธ์กับค่ารักษาพยาบาลผู้ป่วยปอดบวมในโรงพยาบาลชุมชน โดยมีบทบาทในเชิงเพิ่มความซับซ้อนของการดูแลและการใช้

ทรัพยากร มากกว่าการเป็นตัวกำหนดต้นทุนหลักเพียงลำพัง ขณะเดียวกัน แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR) ให้สมรรถนะในการพยากรณ์ค่ารักษาพยาบาลดีที่สุดเมื่อเทียบกับ SVM และ NNET สะท้อนว่าแบบจำลองที่เรียบง่ายและสอดคล้องกับโครงสร้างข้อมูลจริงอาจเหมาะสมกว่าสำหรับการใช้งานในบริบทโรงพยาบาลชุมชน

จุดแข็งของการศึกษานี้คือการใช้ข้อมูลผู้ป่วยจริงจากระบบสารสนเทศของโรงพยาบาลชุมชน ซึ่งช่วยสะท้อนต้นทุนการรักษาและการใช้ทรัพยากรในสถานการณ์บริการจริง อีกทั้งยังเชื่อมโยงการวิเคราะห์ปัจจัยทางคลินิกเข้ากับมิติด้านเศรษฐศาสตร์สุขภาพภายใต้ระบบ DRGs และเปรียบเทียบแบบจำลองเชิงพยากรณ์หลายวิธี ทำให้ผลการศึกษามีคุณค่าทั้งในเชิงวิชาการและเชิงนโยบาย

อย่างไรก็ตาม การศึกษานี้มีข้อจำกัดจากข้อมูลค่ารักษาพยาบาลที่รวมองค์ประกอบบางส่วนซึ่งสัมพันธ์กับระยะเวลานอนโรงพยาบาลโดยตรง เช่น ค่าห้องพิเศษและค่าอาหาร จึงไม่ได้นำตัวแปรวันนอนโรงพยาบาลมารวมในการวิเคราะห์เพื่อหลีกเลี่ยงการบดบังอิทธิพลของตัวแปรอื่น ในการศึกษาครั้งต่อไปควรแยกองค์ประกอบต้นทุนดังกล่าวออกจากค่ารักษาพยาบาลรวม และพิจารณารวมตัวแปรวันนอนโรงพยาบาลในการวิเคราะห์ เพื่อให้การอธิบายปัจจัยที่มีผลต่อต้นทุนมีความชัดเจนยิ่งขึ้น

การขัดกันแห่งผลประโยชน์

ผู้วิจัยขอประกาศว่าไม่มี

เอกสารอ้างอิง

1. World Health Organization. Pneumonia [Internet]. Geneva: World Health Organization; 2023 [cited Aug 11, 2025]. Available from: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/pneumonia
2. Prabhakaran AO, Amarchand R, Kanungo S, Rajkumar P, Bhardwaj SD, Kumar R, et al. Resource utilisation and cost of hospitalisation with community-acquired pneumonia among older adults in India, 2018-2020. BMJ Public Health 2025;3(2):e001727. doi:10.1136/bmjph-2024-001727
3. Peng Z, Chen X, Lu X, Coyte PC, Sha X. The trade-off between cost containment and quality enhancement under the DRG payment model. BMC Health Serv Res 2026;26:188. doi:10.1186/s12913-026-14006-2
4. Busse R, Geissler A, Quentin W, Wiley M. Diagnosis-related groups in Europe: moving towards transparency, efficiency and quality in hospitals. Maidenhead: Open University Press; 2011. [cited Aug 11, 2025]. Available from: https://www.mhedtucation.co.uk/diagnosis-related-groups-in-europe-moving-towards-transparency-efficiency-and-quality-in-hospitals-9780335245574-emea
5. Sittivutworapant S. Database analysis to study the main diseases, comorbidities and complications that cost more than DRG of inpatients. J Thai Med Inform Assoc 2025;11(1):25-32. [cited Aug 11, 2025]. Available from: https://he03.tci-thaijo.org/index.php/jtmi/article/view/4434
6. Kosar F, Alici DE, Hacibedel B, Yigitbas BA, Golabi P, Cuhadaroglu C. Burden of community-acquired pneumonia in adults over 18 y of age. Hum Vaccin Immunother 2017;13(7):1673-80. doi:10.1080/21645515.2017.1300730
7. Thongpeth W, Lim A, Kraonual S, Wongpairin A, Thongpeth T. Determinants of hospital costs for management of chronic-disease patients in southern Thailand. J Health Sci Med Res 2021;39(4):313-20. doi:10.31584/jhsmr.2021787
8. Wongpairin A, Lim A, Khurram H. Assessing diagnosis-related groups based direct medical expenditures of chronic disease patients in general hospital of lower southern Thailand. Cost Eff Resour Alloc 2024;22(1):87. doi:10.1186/s12962-024-00596-3
9. Metlay JP, Waterer GW, Long AC, Anzueto A, Brozek J, Crothers K, et al. Diagnosis and treatment of adults with community-acquired pneumonia: an official clinical practice guideline of the American Thoracic Society and Infectious Diseases Society of America. Am J Respir Crit Care Med 2019;200(7):e45-e67. doi:10.1164/rccm.201 908-1581ST
10. Campling J, Jones D, Chalmers J, Jiang Q, Vyse A, Madhava H, et al. Clinical and financial burden of hospitalised community-acquired pneumonia in patients with selected underlying comorbidities in England. BMJ Open Respir Res 2020;7(1):e000703. doi:10.1136/bmjresp-2020-000703

11. Fine MJ, Pratt HM, Obrosky DS, Lave JR, McIntosh LJ, Singer DE, et al. Relation between length of hospital stay and costs of care for patients with community-acquired pneumonia. Am J Med 2000;109(5):378-85. doi:10.1016/S0002-9343(00)00500-3
12. Stey AM, Brook RH, Needleman J, Hall BL, Zingmond DS, Lawson EH, et al. Hospital costs by cost center of inpatient hospitalization for Medicare patients undergoing major abdominal surgery. J Am Coll Surg 2015;220(2):207-17.e11. doi:10.1016/j.jamcollsurg.2014.10.021
13. O'Reilly J, Busse R, Häkkinen U, Or Z, Street A, Wiley M. Paying for hospital care: the experience with implementing activity-based funding in five European countries. Health Econ Policy Law 2012;7(1):73-101. doi:10.1017/S1744133111000314
14. Basu A, Manning WG. Issues for the next generation of health care cost analyses. Med Care 2009;47(7 Suppl 1):S109-14. doi:10.1097/MLR.0b013e31819c94a1
15. Manning WG, Mullahy J. Estimating log models: to transform or not to transform? J Health Econ 2001;20(4):461-94. doi:10.1016/S0167-6296(01)00086-8
16. Harrell FE Jr. Regression modeling strategies. 2nd ed. Cham: Springer; 2015. [cited Aug 11, 2025]. Available from: https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-19425-7
17. Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The elements of statistical learning. 2nd ed. New York: Springer; 2009. doi:10.1111/j.1467-985X. 2010.00646_6.x
18. Riley RD, Snell KIE, Ensor J, Burke DL, Harrell FE Jr, Moons KGM, et al. Minimum sample size for developing a multivariable prediction model: PART II - binary and time-to-event outcomes. Stat Med 2019;38(7):1276-96. doi:10.1002/sim.7992
19. Steyerberg EW. Clinical prediction models: a practical approach to development, validation, and updating. 2nd ed. Cham: Springer; 2019. https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-77244-8
20. Austin PC, Steyerberg EW. Events per variable and the relative performance of different strategies for estimating the out-of-sample validity of logistic regression models. Stat Methods Med Res 2017;26(2):796-808. doi:10.1177/0962280214558972
21. Anutrakulchai S, Mairiang P, Pongskul C, Thepsuthammarat K, Chan-on C, Thinkhamrop B. Mortality and treatment costs of hospitalized chronic kidney disease patients between the three major health insurance schemes in Thailand. BMC Health Serv Res 2016;16:528. doi:10.1186/s12913-016-1792-9
22. Steyerberg EW, Harrell FE Jr, Borsboom GJ, Eijkemans MJC, Vergouwe Y, Habbema JDF. Internal validation of predictive models: efficiency of some procedures for logistic regression analysis. J Clin Epidemiol 2001;54(8):774-81. doi:10.1016/S0895-4356(01)00341-9
23. Burnham KP, Anderson DR. Model selection and multimodel inference: a practical information-theoretic approach. 2nd ed. New York: Springer; 2002. https://link.springer.com/book/10.1007/b97636

SMJ