

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

เสียงปอด (Lung sounds) เป็นสัญญาณชีวการแพทย์ที่เกิดจากการไหลของอากาศภายในระบบทางเดินหายใจ ซึ่งสามารถสะท้อนถึงสถานะปกติและความผิดปกติของปอดได้ เสียงปอดมีบทบาทสำคัญในการวินิจฉัยโรคระบบทางเดินหายใจ เช่น โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคหอบหืด (Asthma) และโรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง (Chronic Obstructive Pulmonary Disease: COPD) ซึ่งเป็นโรคที่ส่งผลกระทบต่อคุณภาพชีวิตและมีอัตราการเกิดโรคเพิ่มขึ้น การตรวจวินิจฉัยโรคเหล่านี้ตั้งแต่ระยะเริ่มต้นจึงมีความสำคัญต่อการรักษาและลดอัตราการเสียชีวิตของผู้ป่วย (Kazem, Z. and Zahra, M., 2006; Gibson, G.J., Loddenkemper, R., Lundbäck, B. and Sibille, Y., 2013)

การประเมินเสียงปอดด้วยวิธีการฟังผ่านหูฟังแพทย์ (Auscultation) อาศัยประสบการณ์และความเชี่ยวชาญของแพทย์ ซึ่งมีข้อจำกัดด้านความเป็นอัตวิสัย ความไม่สม่ำเสมอในการตีความ และความยากในการจำแนกเสียงที่มีภาวะผิดปกติที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน นอกจากนี้ เสียงปอดบางประเภทอาจปรากฏในช่วงความถี่ที่อยู่นอกเหนือการรับรู้ของมนุษย์ ส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการวินิจฉัยได้ (Pasterkamp, H., Kraman, S. S., and Wodicka, G. R., 1997) ปัญหาดังกล่าวเป็นอุปสรรคต่อความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของการตรวจวินิจฉัยในทางคลินิก

มีการนำเทคนิคการประมวลผลสัญญาณและการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) มาใช้ในการพัฒนาระบบช่วยวินิจฉัยโรคจากเสียงปอด โครงสร้างของระบบส่วนใหญ่ประกอบด้วยสองขั้นตอนหลัก ได้แก่ การสกัดคุณลักษณะ (Feature extraction) และการจำแนกประเภท (Classification) โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์เซปสตรัมความถี่เมล (Mel Frequency Cepstral Coefficients: MFCCs) เป็นหนึ่งในคุณลักษณะที่ได้รับความนิยมในการนำมาใช้ เนื่องจากสามารถแทนลักษณะสเปกตรัมของสัญญาณเสียงได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน (Sengupta, N., Sahidullah, M. and Saha, G., 2016; Bahoura, M. and Pelletier, C., 2004; Jung, S.Y., Liao, C.H., Wu, Y.S., Yuan, S.M. and Sun, C.T., 2021) วิธีการจำแนกที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย ได้แก่ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) แบบจำลอง

ผสมแบบเกาส์เซียน (Gaussian Mixture Model: GMM), วิธีเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดแบบเค (k-Nearest Neighbors: KNN) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่าง ๆ (Azmy, M. M., 2015; Prajapati, S. K., Choudhary, T. S. and Mishra, S., 2023)

วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) จะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกโรคจากเสียงปอดได้อย่างมีนัยสำคัญ โดย Bardou, D., Zhang, K., and Ahmad, S. M. (2018) ได้นำเสนอการจำแนกเสียงปอดด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และรายงานผลการจำแนกที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้นเมื่อเทียบกับวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง แนวทางการผสมคุณลักษณะเชิงลึกจากโครงข่ายที่ผ่านการฝึกได้ถูกนำมาใช้เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบเชิงเวลาในงานจำแนกสัญญาณเสียงงานด้านเสียงปอดใช้โครงข่ายคอนโวลูชันโดยตรงกับตัวแทนเวลาและความถี่ (Shi, L., Du, K., Zhang, C., Ma, H., and Yan, W., 2019) งานวิจัยมุ่งเน้นเฉพาะงานการจำแนก โดยไม่ได้ให้ความสำคัญกับการรักษาข้อมูลเชิงโครงสร้างของสัญญาณเสียงดั้งเดิม ซึ่งอาจทำให้รายละเอียดบางส่วนที่มีนัยสำคัญทางคลินิกสูญหายไปในกระบวนการสกัดคุณลักษณะ นอกจากนี้แนวทางการเรียนรู้แบบงานเดียว ยังมีข้อจำกัดในการเรียนรู้คุณลักษณะที่ครอบคลุม และส่งผลต่อความสามารถในการอธิบายข้อมูลใหม่หรือข้อมูลทั่วไป เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของสภาวะแวดล้อมการบันทึกเสียงผู้ป่วย หรืออุปกรณ์ที่ใช้เก็บข้อมูล

เพื่อลดข้อจำกัดดังกล่าว แนวคิดของออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงาน (Multi-Task Autoencoder: MTAE) จึงได้รับความสนใจมากขึ้นในงานด้านสัญญาณชีวภาพ เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่สามารถเรียนรู้งานการสร้างสัญญาณกลับคืน (Reconstruction) และงานการจำแนกประเภทไปพร้อมกัน ผ่านตัวแทนเชิงแฝงร่วม (Shared latent representation) ส่งผลให้แบบจำลองสามารถคงไว้ซึ่งสารสนเทศสำคัญของสัญญาณต้นฉบับ ขณะเดียวกันก็เพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของข้อมูลได้ โดย Ditthaporn, A., Banluesombatkul, N., Ketrat, S., Chuangsuwanich, E. and Wilaiprasitporn, T. (2019) ได้นำเสนอการใช้ออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงาน เพื่อสกัดคุณลักษณะร่วมสำหรับการจำแนกสัญญาณการตรวจคลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalography) ขณะที่ Autthasan, P., Duan, R., Zhang, Z., Li, H., Guan, C., and Wilaiprasitporn, T. (2021) เสนอแบบจำลองสำหรับการจำแนกสัญญาณการตรวจคลื่นไฟฟ้าสมอง ในงานการจินตนาการการเคลื่อนไหว (Motor imagery) ซึ่งแสดงให้เห็นประสิทธิภาพของการเรียนรู้แบบหลายงานในบริบทที่ต้องการความสามารถแบบไม่ขึ้นกับผู้ใช้งาน (Subject-independent) นอกจากนี้ Bashir-Gonbadi, F. and Khotanlou, H. (2021) ยังได้ประยุกต์แนวคิดออโตเอนโคเดอร์เชิงคอนโวลูชันแบบหลายงาน

(Multi-task convolutional autoencoder) ในงานจำแนกเนื้องอกสมอง ซึ่งสะท้อนว่าแนวทางการเรียนรู้ร่วมกันระหว่างการสร้างคืน และการจำแนกสามารถช่วยยกระดับคุณภาพของตัวแทนเชิงลึกได้อย่างมีนัยสำคัญ จากการทบทวนวรรณกรรมยังพบว่าม้งานวิจัยจำนวนไม่มากที่นำแนวคิดออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงานมาประยุกต์ใช้โดยตรงกับการจำแนกโรคปอดจากเสียงปอด ซึ่งยังเป็นช่องว่างของงานวิจัยที่ควรได้รับการศึกษาเพิ่มเติม

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งเสนอกรอบวิธีการใหม่สำหรับการตรวจจับโรคปอดจากสัญญาณเสียงปอด โดยประยุกต์ใช้แบบจำลองออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงานร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกโรค พร้อมทั้งรักษาคุณลักษณะเชิงโครงสร้างของสัญญาณเสียงไว้ ซึ่งจะช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของระบบช่วยวินิจฉัยโรค และสามารถต่อยอดไปสู่การใช้งานจริงในระบบสุขภาพอัจฉริยะและการแพทย์ทางไกล

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อวิเคราะห์สัญญาณเสียงปอด ใช้ในการคาดการณ์โรคที่เกี่ยวข้องกับระบบทางเดินหายใจ

1.2.2 ประยุกต์ใช้การสกัดคุณลักษณะของเสียงปอด เพื่อเป็นข้อมูลนำเข้าให้อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก

1.2.3 เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกในการคาดการณ์โรคที่เกี่ยวข้องกับระบบทางเดินหายใจ

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 นำเสนอการประยุกต์ใช้การสกัดคุณลักษณะของเสียงปอดด้วยเทคนิคออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงาน

1.3.2 ศึกษาและนำเสนอแนวทางการจำแนกโรคจากเสียงปอดด้วย วิธีการไฮบริด (Hybrid Method) โดยผสมผสานการสกัดคุณลักษณะเชิงลึกด้วยเทคนิคออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงานร่วมกับตัวจำแนกการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิม คือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการแยกแยะกลุ่มโรค

1.3.3 แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถตรวจสอบประสิทธิภาพ ในการคาดการณ์โรคที่เกี่ยวข้องกับระบบทางเดินหายใจ จำแนกเป็น 4 กลุ่มโรค ได้แก่ ภาวะปกติ (Normal) โรคหอบหืด

(Asthma) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) และโรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง (Chronic Obstructive Pulmonary Disease: COPD) โดยใช้ชุดข้อมูลเสียงปอดจากแหล่งข้อมูลที่เป็นมาตรฐานและเปิดเผยต่อสาธารณะ แบบจำลองออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงานสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับโรคปอดจากสัญญาณเสียงปอดได้หรือไม่

1.4 จุดเด่นของงานวิจัย

1.4.1 พัฒนาแบบจำลองออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงาน เพื่อเรียนรู้การแทนลักษณะของสัญญาณเสียงปอดที่มีประสิทธิภาพ

1.4.2 นำเสนอแนวทางแบบผสม โดยผสานแบบจำลองออโตเอนโคเดอร์แบบหลายงาน และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อยกระดับสมรรถนะในการจำแนกข้อมูล

1.4.3 การประเมินผลแบบไม่ขึ้นกับตัวบุคคลโดยใช้การแบ่งข้อมูลออกเป็นห้าส่วน (5-fold) โดยกำหนดให้ข้อมูลของบุคคลเดียวกันไม่ปรากฏทั้งในชุดฝึกและชุดทดสอบ เพื่อป้องกันการรั่วไหลของข้อมูล และทำให้ผลการประเมินสะท้อนความสามารถของแบบจำลองในการประยุกต์ใช้

1.4.4 อธิบายแบบจำลองด้วยการวิเคราะห์เชิงคุณภาพด้วยเทคนิค t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) และเมตริกซ์สับสน (Confusion matrix)

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ได้วิธีการใหม่สำหรับการตรวจจับโรคปอดจากสัญญาณเสียงปอดที่ผสานแนวคิดการเรียนรู้แบบหลายงานเข้ากับการเรียนรู้ของเครื่อง

1.5.2 ได้แบบจำลองที่สามารถรักษาสารสนเทศเชิงโครงสร้างของสัญญาณเสียงปอดไว้ควบคู่กับการเพิ่มความถูกต้องในการจำแนกโรค

1.5.3 ได้แนวทางที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นระบบช่วยวินิจฉัยโรคปอดแบบอัตโนมัติ เพื่อช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของบุคลากรทางการแพทย์

1.6 โครงสร้างและการจัดลำดับเนื้อหาวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บท เพื่ออธิบายที่มา แนวคิด ระเบียบวิธีการวิจัย ผลการทดลอง และข้อสรุปของการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการคาดการณ์โรคระบบทางเดินหายใจจากสัญญาณเสียงปอด

1.6.1 บทที่ 1 บทนำ นำเสนอความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขตการวิจัย และคุณภาพของงาน โดยกำหนดโจทย์การจำแนก 4 กลุ่มโรค ได้แก่ ภาวะปกติ, โรคหอบหืด, โรคปอดอักเสบ และโรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง บนชุดข้อมูลมาตรฐานแบบเปิดเผย

1.6.2 บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ทบทวนวรรณกรรมด้านการวิเคราะห์เสียง ปอด วิธีการประมวลผลสัญญาณและการสกัดคุณลักษณะ รวมถึงแนวทางการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก

1.6.3 บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย ข้อมูลและการเตรียมสัญญาณ การสกัดคุณลักษณะ ด้วยสัมประสิทธิ์เซปสตรัมความถี่เมล การพัฒนาแบบจำลองออโตเอนโคเดอร์เชิงลึกแบบหลายงาน และแบบไฮบริดร่วมกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน รวมถึงการประเมินประสิทธิภาพ

1.6.4 บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล ผลการดำเนินงานวิจัยของพารามิเตอร์ที่สำคัญ การเปรียบเทียบแบบจำลองที่นำเสนอกับแบบจำลองอ้างอิงและงานวิจัยที่มีอยู่เดิม และการวิเคราะห์เชิงภาพด้วยเทคนิค t-distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) และเมตริกซ์สับสน (Confusion matrix)

1.6.5 บทที่ 5 สรุปและข้อเสนอแนะ สรุปผลการวิจัยตามวัตถุประสงค์และคุณภาพของวิทยานิพนธ์ อภิปรายข้อจำกัดของงานวิจัย และเสนอแนวทางการพัฒนาต่อยอดในอนาคต เช่น การตรวจสอบความถูกต้องกับข้อมูลภายนอก และการเพิ่มความทนทานต่อความแปรปรวนของสัญญาณเสียงปอด