

# การพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อการวินิจฉัยและการวางแผนการรักษาในผู้ป่วยโรคปริทันต์

อัจฉริยา ตั้งจิตรตรง\* พรสวรรค์ ธนธรวงศ์\*\* พินแข รัชต์\*\*\* อีระ ลายธีระพงษ์\*\*\*

## บทคัดย่อ

**วัตถุประสงค์:** เพื่อพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการวินิจฉัยโรคปริทันต์อักเสบจากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก (Panoramic film) และประเมินผลโปรแกรม

**วัสดุอุปกรณ์และวิธีการ:** เตรียมจัดทำฐานข้อมูลผู้ป่วยโดยใช้ข้อมูลจากแฟ้มประวัติผู้ป่วยภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่ได้รับการวินิจฉัยโรคปริทันต์ตามเกณฑ์ของ American Academy of Periodontology (AAP) ในปี 1999 และยังไม่ได้รับการรักษาโรคปริทันต์ใดๆ จำนวน 90 คน รวมทั้งภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกแบบดิจิทัล นำข้อมูลที่ได้เตรียมเข้าโปรแกรมวิเคราะห์ฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็น (Faster R-CNN) โดยมีเส้นทางหลักของระบบเน็ตเวิร์ก (Backbone Network) เป็น ResNeXt-101 with Feature Pyramid Network ทำการทดสอบโปรแกรมด้วยการวัดค่าความจำเพาะเจาะจง ความไวของโปรแกรม และวัดค่าประสิทธิภาพจากพื้นที่ใต้กราฟ

**ผลการศึกษา:** โปรแกรมสามารถวินิจฉัยโรคปริทันต์อักเสบได้ ผลค่าความจำเพาะเจาะจงของโปรแกรมอยู่ที่ร้อยละ 65.3 และมีค่าความไวของโปรแกรมอยู่ที่ร้อยละ 80.5

**สรุป:** ค่าความไวในการตรวจจับของโปรแกรมมีค่าสูงในระดับที่น่าพอใจ แต่จากข้อจำกัดในการศึกษาทำให้ค่าความจำเพาะเจาะจงไม่สูงมากนัก โดยมีปัจจัยที่เกี่ยวข้อง คือ ขนาดของจำนวนกลุ่มตัวอย่างและค่าตัวแปรอื่นๆ ซึ่งต้องมีการศึกษาเพิ่มเติมเพื่อพัฒนาประสิทธิภาพของโปรแกรมให้ดีขึ้นต่อไป

**คำสำคัญ:** โปรแกรมคอมพิวเตอร์ การวินิจฉัยโรคปริทันต์อักเสบ คอนโวลูชัน การเรียนรู้เชิงลึก

\*คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ เลขที่ 114 ถนนสุขุมวิท 23 คลองเตยเหนือ วัฒนา กรุงเทพฯ 10110

\*\*ภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ เลขที่ 114 ถนนสุขุมวิท 23 คลองเตยเหนือ วัฒนา กรุงเทพฯ 10110

\*\*\*บริษัท ออด-อี (ประเทศไทย) จำกัด/ สำนักงานใหญ่ เลขที่ 2549/41-43 ถนนพหลโยธิน ลาดยาว จตุจักร กรุงเทพฯ 10900

# The Development of Computer Program for Diagnosis in Periodontal Patients

Atchariya Tungchittrong\* Bhornsawan Thanathronwong\*\* Pinkae Rajani\*\*  
Teera Laiteerapong\*\*\*

## Abstracts

**Objective:** The purpose of this study is to develop a computer program by applying a deep learning and convolutional neural network for the diagnosis of periodontal disease among periodontal patients.

**Materials and Methods:** The data was collected from the digital panoramic films of ninety patients in the department of General Dentistry, Faculty of Dentistry, Srinakharinwirot University. The patients had to have been diagnosed the periodontal status following the standards of the American Academy of Periodontology (AAP) in 1999 and did not have any treatment before taking an x-ray. The program was based on the structure of the Convolution Neural Network Faster R-CNN which has a ResNeXt-101 with Feature Pyramid Network as a Backbone network, used deep learning to develop the precision model. Calculated the specificity and sensitivity value and area under curve (AUC) were drawn.

**Results:** The diagnostic performance of the deep learning system for periodontal disease on the panoramic radiograph had a high sensitivity of 80.5% and an acceptable specificity of 65.3%

**Conclusions:** The diagnostic performance of the deep learning system for periodontal disease on panoramic radiograph was sufficiently high.

**Keywords:** Computer Program, Periodontal Diagnosis, Convolution, Deep learning

\*Faculty of Dentistry, Srinakharinwirot University, 114 Sukhumvit 23 Rd, Wattana, Bangkok 10110, Thailand.

\*\*Department of General Dentistry, Faculty of Dentistry, Srinakharinwirot University, 114 Sukhumvit 23 Rd, Wattana, Bangkok 10110, Thailand.

\*\*\*Odd-e [Thailand] Co.Ltd. [Head Office] 2549/41-43 Paholyothin Rd., LadYao, Jatujak, Bangkok 10900, Thailand.

## บทนำ (Introductions)

โรคปริทันต์อักเสบ คือ โรคที่เกิดจากการติดเชื้อแบคทีเรียอย่างเรื้อรังของเนื้อเยื่อปริทันต์ โดยมีการอักเสบและทำลายของอวัยวะที่อยู่รอบ ๆ ตัวฟัน ได้แก่ เหงือก เอ็นยึดปริทันต์ เคลือบรากฟัน และกระดูกเบ้าฟัน (1) ถ้าไม่ได้รับการรักษาอวัยวะต่างๆ เหล่านี้จะถูกทำลายไปอย่างช้า ๆ ทุกวันจนต้องสูญเสียฟันไปในที่สุด จากผลการสำรวจสภาวะสุขภาพช่องปากแห่งชาติครั้งที่ 8 ประเทศไทย พ.ศ.2560 พบว่า ร้อยละของผู้ที่มีร่องลึกปริทันต์ 4-5 มิลลิเมตร ในกลุ่มประชากรอายุระหว่าง 35-44 ปี อยู่ที่ร้อยละ 19.8 และในกลุ่มประชากรอายุระหว่าง 60-74 ปี อยู่ที่ร้อยละ 24.1 ส่วนร้อยละของผู้ที่มีร่องลึกปริทันต์ตั้งแต่ 6 มิลลิเมตรขึ้นไป ในกลุ่มอายุระหว่าง 35-44 ปี อยู่ที่ร้อยละ 6.1 และในกลุ่มอายุระหว่าง 60-74 ปี อยู่ที่ร้อยละ 12.2 (2) จากรายงานผลการสำรวจ พบว่า โรคปริทันต์อักเสบมีอัตราความชุกเพิ่มขึ้นในกลุ่มอายุที่มากขึ้น เป็นสาเหตุหลักของการสูญเสียฟันในวัยผู้ใหญ่ ส่งผลกระทบต่อสภาวะอาหารและคุณภาพชีวิตของประชากร (3)

การวินิจฉัยโรคปริทันต์ที่เป็นที่นิยมที่สุดในปัจจุบันตาม American Academy of Periodontology (AAP) ในปี ค.ศ.1999 (4) โดยปกติจะต้องมีข้อมูลจากการตรวจในช่องปากและภาพรังสีรอบปลายรากฟัน (periapical radiography) ประกอบกัน จึงจะสามารถวินิจฉัยได้อย่างถูกต้อง ข้อมูลที่สำคัญที่ได้จากการตรวจในช่องปาก คือ ระดับขอบเหงือก (gingival margin) และร่องลึกปริทันต์ (periodontal pocket) ที่ได้จากการวัดโดยใช้เครื่องมือตรวจปริทันต์ (periodontal probe) เพื่อนำมาคำนวณหาค่าการสูญเสียระดับการยึดเกาะทางคลินิก (clinical attachment loss หรือ CAL) จึงสามารถบอกระดับความรุนแรงของโรคได้ ส่วนภาพรังสีรอบปลายรากฟันนั้นเพื่อประเมินการทำลายของกระดูกเบ้าฟัน การสูญเสียกระดูกไปเป็นแบบใด และการคงเหลือของปริมาณกระดูกเบ้าฟันเมื่อเทียบกับความยาวของรากฟัน ซึ่งจะทำให้ทันตแพทย์สามารถพยากรณ์แนวโน้มของฟันแต่ละซี่ได้ จากนั้นจึงสามารถวางแผนการรักษาที่เหมาะสมให้แก่ผู้ป่วยแต่ละรายได้อย่างถูกต้อง

อย่างไรก็ตามในการตรวจและวางแผนการรักษาผู้ป่วยแบบพร้อมมูล (comprehensive diagnosis and treatment planning) ได้มีการกำหนดมาตรฐานให้มีการถ่ายภาพรังสีภายนอกช่องปากชนิดพาโนรามิก (panoramic radiography) เป็นเบื้องต้น จากนั้นค่อยแปลข้อมูลจากภาพรังสีดังกล่าว เพื่อพิจารณาว่าจำเป็นต้องถ่ายภาพรังสีในช่องปากเพิ่มเติมตำแหน่งใดบ้าง เพื่อลดการได้รับปริมาณรังสีแก่ผู้ป่วย ลดระยะเวลาในการตรวจ ลดความไม่สบายจากการที่ผู้ป่วยต้องมีเครื่องมือถ่ายภาพรังสีในช่องปาก (5) ทั้งนี้ข้อดีของการถ่ายภาพรังสีพาโนรามิก คือ ได้ภาพเป็นบริเวณกว้างในฟิล์มเดียว สามารถจัดตำแหน่งการถ่ายภาพง่ายและประหยัดเวลาในการถ่ายภาพรังสี

ในอดีตการถ่ายภาพรังสีภายนอกช่องปากชนิดพาโนรามิกมีข้อด้อยในหลาย ๆ ข้อ เช่น บริเวณกึ่งกลางใบหน้าจะเกิดการซ้อนทับกันของอวัยวะ ทำให้ฟันหน้าบนและล่างขาดรายละเอียดที่ดี รวมทั้งการยืดขยายของภาพบริเวณด้านข้าง ซึ่งในปัจจุบันเครื่องถ่ายภาพรังสีพาโนรามิก ได้มีการพัฒนาใช้การเคลื่อนที่แบบหมุน (moving rotation) ทำให้ได้ภาพครบถ้วนครอบคลุมขากรรไกรทั้งหมด เกิดการบิดเบือนของภาพและมิติของภาพน้อยลง ลดการซ้อนทับกันของภาพฟัน อย่างไรก็ตามมีการศึกษาของ Molander ในปี 1995 (6) ได้อธิบายว่า การถ่ายภาพรังสีพาโนรามิกเพียงอย่างเดียวไม่เพียงพอในการตรวจหารอยโรคฟันผุ การสูญเสียกระดูกเบ้าฟันและรอยโรครอบปลายรากฟันหน้าได้ จำเป็นต้องมีการถ่ายภาพรังสีชนิดรอบปลายรากฟันเพิ่มเติม รวมทั้งการตรวจสอบรอยโรคฟันผุด้านประชิดของฟันหลัง จำเป็นที่จะต้องใช้ภาพถ่ายรังสีเทคนิคการสบกัด (Bitewing) เพิ่มเติมเสมอ

ในยุคที่เทคโนโลยีทางด้านคอมพิวเตอร์ ก้าวไกลไปอย่างมากมีการคิดค้นปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) เพื่อตอบสนองต่อความต้องการของมนุษย์ในหลายแง่มุม รวมทั้งในทางการแพทย์เองได้มีการพัฒนาโปรแกรมที่ช่วยในการวินิจฉัย โปรแกรมช่วยในการวางแผนการรักษา รวมถึงโปรแกรมติดตามผลการรักษา ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเกิดแนวคิดในการนำเทคโนโลยีทางด้าน

ปัญญาประดิษฐ์ มาช่วยในการวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกเพื่อใช้ในการวินิจฉัยแยกโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบ รวมถึงการประเมินประสิทธิภาพของโปรแกรม โดยโปรแกรมที่ใช้ในการศึกษานี้คือ ฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็น (faster R-CNN) เป็นโปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ภาพ (image analysis) หรือการแบ่งกลุ่มภาพ (image classification) ซึ่งอาศัยหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน (convolution neural network: CNN) เป็นโปรแกรมที่นิยมนำมาใช้ในการวิเคราะห์ภาพ หรือแบ่งกลุ่มภาพ ประกอบไปด้วยชั้นต่างๆ ของหน่วยย่อยที่เรียกว่า นิวรอน จำนวน 3 ส่วนหลัก ๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ทำหน้าที่คล้ายเซลล์ประสาทของมนุษย์ โดยที่ชั้นซ่อนนั้นจะมีจำนวนชั้นย่อย ๆ อีกหลายชั้น ซึ่งจะมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ลงไปในชั้นซ่อนเหล่านี้ ให้ทำการวิเคราะห์ภาพ (7)

#### วัสดุอุปกรณ์และวิธีการ (Materials and Methods)

การศึกษาครั้งนี้เป็นการวิจัยเชิงวิเคราะห์แบบย้อนหลัง (retrospective analytic studies) โดยเก็บข้อมูลจากแฟ้มประวัติผู้ป่วยภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พร้อมภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก จำนวน 90 แฟ้ม โดยการศึกษาได้รับอนุมัติทางจริยธรรมการศึกษาในมนุษย์จากคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมในการทำวิจัย ประจำคณะทันตแพทยศาสตร์ วันที่ 27 เมษายน 2561 (เลขที่ DENTSWU-EC16/2561) เกณฑ์การคัดเลือกผู้เข้าร่วมการวิจัยให้เข้าโครงการวิจัย

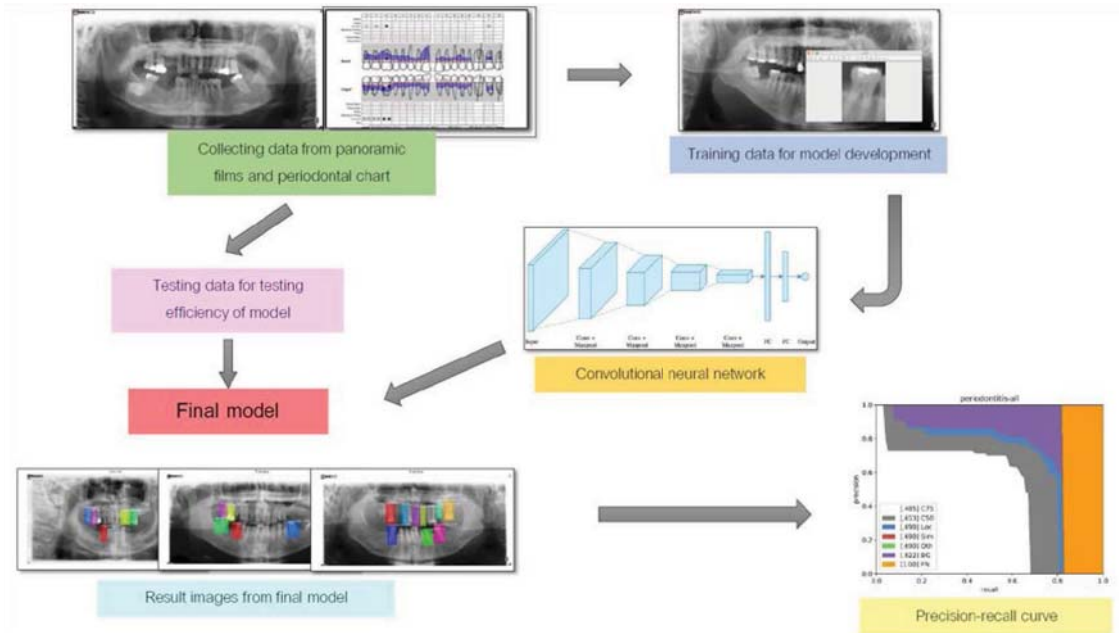
(inclusion criteria) ได้แก่ 1) เป็นแฟ้มประวัติที่มีข้อมูลการตรวจสุขภาพช่องปากและวางแผนการรักษาแบบทันตกรรมพร้อมมูล 2) ได้รับการถ่ายภาพรังสีชนิดพาโนรามิกเพื่อประกอบการตรวจและการวางแผนการรักษา 3) ได้รับการวินิจฉัยโรคปริทันต์ตามหลักเกณฑ์ของ AAP 1999 เกณฑ์ในการคัดออก (exclusion criteria) ได้แก่ 1) แฟ้มประวัติที่มีข้อมูลไม่ครบถ้วน 2) ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกมีการบิดเบือนหรือไม่ชัดเจนตามมาตรฐาน

#### 1. การคำนวณขนาดกลุ่มตัวอย่าง

โดยใช้สูตรการคำนวณของ Taro Yamane (8) และอ้างอิงจากการศึกษาของ Takeshita W (9) ได้ขนาดตัวอย่าง 90 แฟ้ม จากนั้นทำการสุ่มโดยวิธีสุ่มตัวอย่างแบบง่าย จำนวนร้อยละ 80 ของกลุ่มตัวอย่างมาทำเป็นฐานข้อมูลการเรียนรู้ของโปรแกรม และจำนวนร้อยละ 20 ของกลุ่มตัวอย่างนำมาเป็นกลุ่มทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม

#### 2. ขั้นตอนวางแผนพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์

เริ่มจากการเก็บรวบรวมข้อมูลเพื่อนำมาทำเป็นฐานข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของโปรแกรม และแบ่งข้อมูลส่วนหนึ่งไว้เพื่อเป็นชุดทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม จากนั้นทำการออกแบบและปรับแต่งค่าตัวแปรต่างๆ ของโปรแกรม โดยดูจากผลการเรียนรู้ของโปรแกรมเพื่อให้ได้โปรแกรมที่มีค่าความแม่นยำสูงสุด จากนั้นนำข้อมูลชุดทดสอบที่แยกไว้มาทำการทดสอบ เพื่อตรวจสอบค่าความแม่นยำของโปรแกรมอีกครั้ง (รูปที่ 1)

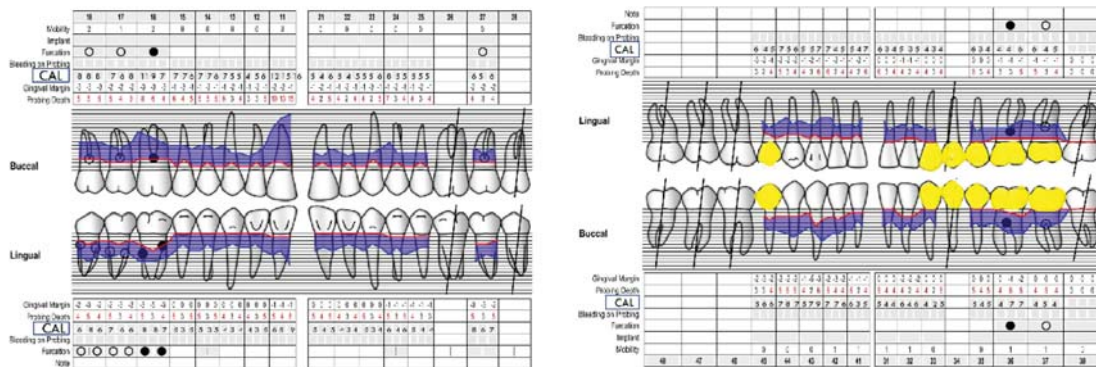


รูปที่ 1 กรอบคิดแนวคิด  
Fig 1. Conceptual framework.

### 3. การเก็บรวบรวมข้อมูล

การวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์ ใช้ค่าตัวแปร 3 ค่า ได้แก่ ค่าระยะขอบเหงือก (gingival margin) ค่าระยะร่องลึกปริทันต์ (periodontal pocket depth) และค่า

การสูญเสียการยึดเกาะทางคลินิกของอวัยวะปริทันต์ (clinical attachment level) ในการเก็บข้อมูลเพื่อนำมาทำฐานข้อมูลนั้น จะเก็บจากแบบตรวจสภาวะปริทันต์จากแฟ้มประวัติของผู้ป่วย (รูปที่ 2)



รูปที่ 2 ตัวอย่างแบบตรวจสภาวะปริทันต์จากแฟ้มประวัติของผู้ป่วย  
Fig 2. Periodontal chart data from patient's record.

จากนั้นนำภาพถ่ายรังสีพาโนรามิกของผู้ป่วยรายเดียวกัน มาใส่รหัสเพื่อจับคู่ให้ตรงกับคำวินิจฉัย (รูปที่ 3)

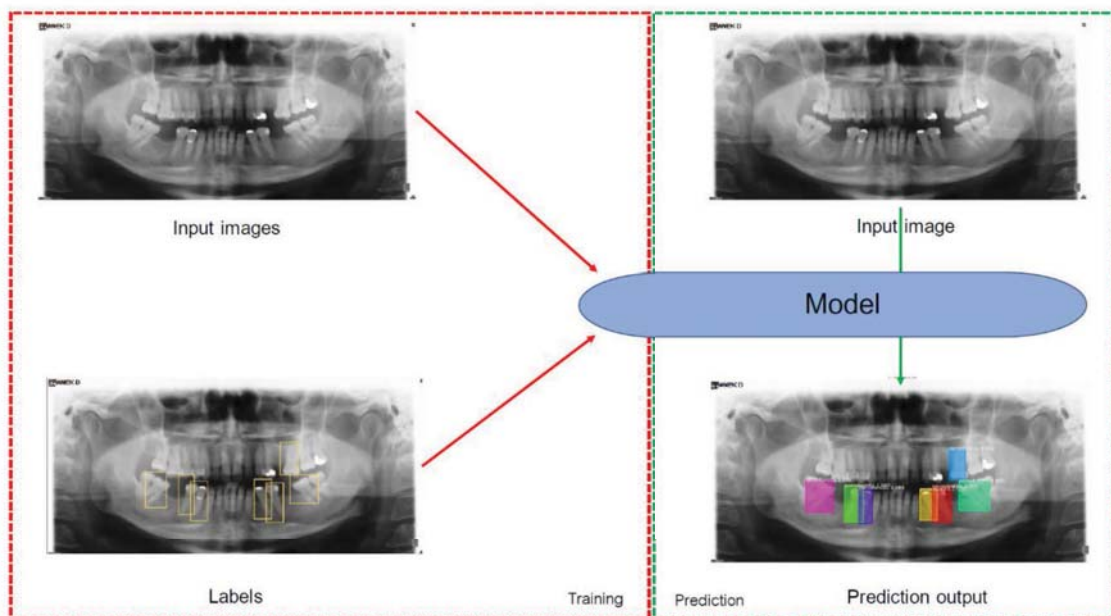
	A	B	C	D	E	F
1	ID	HN	Diagnosis	X-ray		
2	21	678/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
3	23	1731/59	generalized mild to moderate chronic periodontitis			
4	25	3287/59	gingivitis associated with dental plaque only			
5	26	2596/59	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
6	28	2017/55	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
7	29	3767/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
8	30	1552/59	gingivitis associated with dental plaque only			
9	31	3741/59	generalized severe chronic periodontitis			
10	32	2647/59	gingivitis associated with dental plaque only			

รูปที่ 3 ข้อมูลที่ทำการจับคู่คำวินิจฉัยกับภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก

Fig 3. Matching data with panoramic images.

ซึ่งพื้นที่เลือกนำมาศึกษา ต้องมีผลการตรวจทางคลินิกและภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก จากนั้นทำการเตรียมชุดข้อมูลที่เป็นรูปภาพถ่ายรังสีด้วยการตีกรอบแยกซี่ฟันที่เป็นโรครีทันต์อีกเสบ โดยอ้างอิงจากข้อมูล

การตรวจทางคลินิก และตัดเอาซี่ฟันที่ทับซ้อนกับอวัยวะส่วนอื่นออกไป (ฟันหน้าบนและล่าง) เรียกว่าเลเบล (Labels) ดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 การสร้างโปรแกรมในการวินิจฉัยโรครีทันต์

Fig 4. Model build-up.

สำหรับโปรแกรมที่นำมาใช้ช่วยในการสร้างโมเดลในการศึกษาครั้งนี้ คือ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน ประกอบไปด้วยชั้นต่างๆ ของหน่วยย่อยที่เรียกว่า นิวรอน จำนวน 3 ส่วนหลัก ได้แก่ ชั้นอินพุต ชั้นฮอน และชั้นเอาต์พุต ทำหน้าที่คล้ายเซลล์ประสาทของมนุษย์ โดยที่ชั้นฮอนนั้นจะมีจำนวนชั้นย่อย ๆ อีกหลายชั้น ซึ่งจะมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ลงไปในชั้นฮอนเหล่านี้ ให้ทำการวิเคราะห์ภาพ

การสร้างโปรแกรม เริ่มต้นที่กรอบสี่แดงด้านซ้ายประกอบไปด้วยข้อมูลนำเข้า 2 อย่าง คือ รูปภาพนำเข้าดั้งเดิม (input images) และชุดของภาพที่ทำกรอกรอบสี่เหลี่ยมที่มีลักษณะการละลายตัวของกระจุกกรอบปลายรากฟัน ส่วนข้อมูลที่เลเบลจะเก็บในรูปแบบกล่องสี่เหลี่ยม (bounding box)  $x, y, w$  และ  $h, x, y$

โครงสร้างหลักของโปรแกรม คือ ฟาสเตอร์อาร์ซีเอ็นเอ็น โดยมีเส้นทางหลักของระบบเน็ตเวิร์ก (Backbone Network) เป็น ResNet-101 with Feature Pyramid Network (10) ซึ่งเส้นทางหลักของระบบเน็ตเวิร์กเป็นส่วนแรกของโปรแกรมที่จะหาลักษณะเด่นในระดับต่ำ (Low-level Features) ของวัตถุที่จะระบุในเลเบล โมเดลที่ใช้ถูกตั้งค่าพารามิเตอร์ เริ่มต้นจาก ImageNet เพื่อให้การเรียนรู้บนชุดข้อมูลขนาดเล็กมีความแม่นยำที่สูงขึ้น

โครงข่ายเสนอพื้นที่ (Region Proposal Network) เป็นส่วนที่ทำเฉพาะพื้นที่ (Localization) คือ การหาว่าวัตถุที่เลเบล อยู่ที่ตำแหน่งไหนของภาพโดยทำนายตำแหน่งที่น่าจะเป็นโรครีทันทันต์ของสี่เหลี่ยมในภาพนั้นๆ

Network Head คือส่วนสุดท้ายของโมเดล โดยมีฟังก์ชันคลาดเคลื่อน (Error Functions) เพื่อวัดผลตัวเลขที่โมเดลทำนายตำแหน่งของโรครีทันทันต์อีกเสบ โดยตำแหน่งของกล่องที่ทำนายใช้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสมบูรณ์ (Huber Loss) ความถูกต้องของการระบุกล่องที่ทำนายว่าเป็นโรครีทันทันต์อีกเสบ ใช้ฟังก์ชันนำเสียหายซิกมอยด์คอสเอ็นโทรปี (Sigmoid Cross-Entropy Loss) ส่วนของฟังก์ชันค่าเสียหายซอฟต์แวร์แมกซ์คอสเอ็นโทรปี (Softmax Cross-Entropy) ในกรณี

นี้ไม่ได้ใช้เนื่องจากไม่ได้ต้องการทำการแบ่งข้อมูลภาพออกเป็นส่วนย่อย ๆ (Image Segmentation) ค่าเสียหาย (Loss) ที่มากจะสะท้อนค่าความแม่นยำ (accuracy) ที่ต่ำ ตัวโมเดลก็จะปรับพารามิเตอร์ในเน็ตเวิร์กแต่ละชั้น (Layers) เพื่อให้ค่าเสียหายต่ำลง ค่าความแม่นยำสูงขึ้น

ค่าตัวแปรที่ถูกกำหนดไว้ก่อนที่จะดำเนินการกระบวนการเรียนรู้ของโมเดล (Hyperparameters) ค่าเหล่านี้สามารถปรับแต่งได้ และส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโมเดล ในการศึกษาครั้งนี้ค่าตัวแปรที่ถูกกำหนดไว้ดังนี้

1. ค่าตัวแปรตัวหนึ่งที่ควบคุม (Learning Rates) ในหนึ่งขั้นตอนของการเทรน จะปรับน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมมากน้อยแค่ไหน ถ้าค่าตัวแปรตัวหนึ่งที่ควบคุมมีค่าน้อย น้ำหนักของโมเดลก็จะเปลี่ยนแปลงน้อย การทำงานของโมเดลก็จะเปลี่ยนแปลงน้อย ค่าการสูญเสียก็จะน้อยตามไปด้วย ถ้าค่าตัวแปรตัวหนึ่งที่ควบคุมมีค่ามาก น้ำหนักของโมเดลก็จะเปลี่ยนแปลงมาก การทำงานของโมเดลก็จะเปลี่ยนแปลงไปมาก ทำให้ค่าการสูญเสียมากตามไปด้วย

- Iteration 1-1040: 0.0025
- Iteration 1041-1160: 0.00125
- Iteration 1161-1200: 0.000625

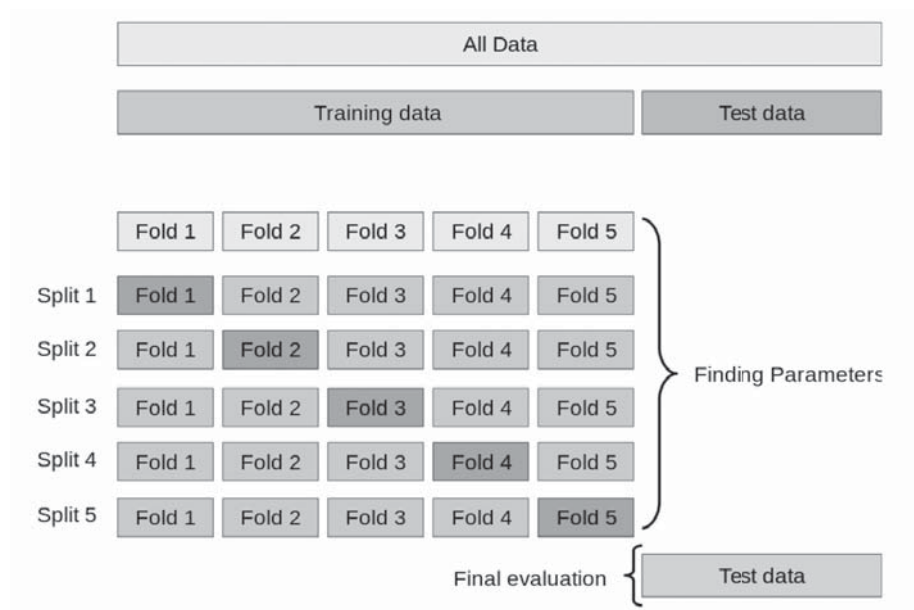
2. ค่าตัวแปรควบคุมไม่ให้ค่าน้ำหนักมีค่ามากเกินไป (Weight Decay) ในการศึกษาที่กำหนดไว้ที่ 0.001

3. ค่าตัวแปรที่กำหนดการเร่งความเร็วในการทำให้เกิดการบรรจบกันของข้อมูล (Momentum) ในการศึกษาที่กำหนดไว้ที่ 0.9

4. ค่าของเวลาที่กำหนดในการนำข้อมูลทั้งหมดมาใช้สอนโมเดลครบหนึ่งรอบ (Epoch) ในการศึกษาที่กำหนดไว้ที่ 20 (1200 Iterations)

#### 4. การเรียนรู้ของโปรแกรม

การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับนำไปฝึกให้เกิดการเรียนรู้ของโปรแกรม และเพื่อการปรับค่าพารามิเตอร์ให้เกิดความแม่นยำ จะใช้วิธีการตรวจสอบไขว้ 5 ชุด (5-Fold Cross-Validation) โดยแบ่งข้อมูลดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 แสดงการจัดแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของโปรแกรม

Fig 5. Training program with fivefold cross-validation.

วิธีการตรวจสอบไขว้ เป็นวิธีที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล เนื่องจากผลที่ได้มีความน่าเชื่อถือ โดยที่จะแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายส่วน (มักจะแสดงด้วยค่า k) ในการศึกษาที่ใช้การตรวจสอบไขว้ 5 ชุด คือ การแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลที่เท่ากัน จากนั้นข้อมูลส่วนหนึ่งจะใช้เป็นตัวทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล ในการศึกษา รูปภาพและเลเบลจะถูกแบ่งออกเป็น 5 ชุด สำหรับการเรียนรู้ (ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ คือ กล่องสีเขียว) และอีกชุดคือข้อมูลสำหรับการทดสอบ (ข้อมูลสำหรับการทดสอบ คือ กล่องสีฟ้าอมขาวสุด) ในแต่ละรอบของการเทรนแต่ละ fold (split) จะมี Validation set (กล่องสีฟ้า Fold 1, Fold 2, Fold 3,...) การแบ่งข้อมูลแต่ละ fold จะสามารถบอกได้ว่าข้อมูลที่น่าไปเทรนมีการกระจายของข้อมูลเพียงพอที่จะนำไปทดสอบกับรูปภาพส่วนที่เป็นข้อมูลทดสอบ ซึ่งจะได้โปรแกรมที่แม่นยำที่สุดไปใช้เรียนรู้กับชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ทั้งหมด ตัวอย่างเช่น ในรอบที่ 1 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 2, 3, 4 และ 5 มาสร้างโมเดล แล้วใช้ข้อมูลส่วนที่ 1 เพื่อทำการทดสอบ ต่อมาในรอบที่ 2 ใช้

ข้อมูลส่วนที่ 1, 3, 4 และ 5 ในการสร้างโมเดล แล้วใช้ข้อมูลส่วนที่ 2 ในการทดสอบ ทำในลักษณะนี้จนครบ 5 รอบ

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโปรแกรมโดยค่าตัววัด (metric) ที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ ได้แก่ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision) ค่าการทำซ้ำ (recall) และพื้นที่ใต้กราฟระหว่างค่า precision และ ค่า recall เรียกว่า Precision – Recall curve โดยค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision หรือ mAP) เป็นค่าที่นิยมมากในการวัดความเที่ยงตรงแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุใดๆ ส่วนการหาพื้นที่ใต้กราฟระหว่างค่า precision และค่า recall เป็นวิธีการที่จะนำมาหาค่าความสามารถในการทำนายของโมเดล สามารถหาได้จากการคำนวณ ค่า Average Precision (AP) คือ ค่าที่ใช้วัดความเฉพาะเจาะจง (specificity) และค่า Average Recall (AR) คือ ค่าที่ใช้วัดความไว (sensitivity) ในการตรวจจับวัตถุของโปรแกรม



**ผลการศึกษา (Results)**

ผลการทดสอบโปรแกรมทั้ง 5 แบบ ได้ผลดังตารางที่ 1

**ตารางที่ 1 ผลการทดสอบโปรแกรมทั้ง 5 แบบ**

**Table 1. Testing results of the models.**

Fold	Training Time	Training Precision > 50 [Number of Images]	Training Precision < 50 [Number of Images]	Train mAP [50]	Validation mAP [50]	Validation Precision > 50 [Number of Images]	Validation Precision < 50 [Number of Images]	Inference Time [s]	Test mAP
1	41m 41.957s	60/60	0/60	100	80.5	14/16	2/16	0.5797	64
2	41m 31.170s	61/61	0/61	100	66.9	8/15	7/15	0.6249	57
3	41m 29.910s	61/61	0/61	100	47.2	12/15	3/15	0.6197	63.4
4	41m 27.288s	61/61	0/61	100	64.4	13/15	2/15	0.6161	67.6
5	41m 17.860s	61/61	0/61	100	52	8/15	7/15	0.6427	59.9

จากตารางที่ 1 แสดงผลการทดสอบโปรแกรมทั้ง 5 แบบ โดยที่โปรแกรมแบบที่ 1 ให้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision หรือ mAP) ของการเทรนนิ่ง (validation mAP) อยู่ที่ร้อยละ 80.5 และได้ผลค่าเฉลี่ยความแม่นยำของชุดทดสอบ (test mAP)

อยู่ที่ร้อยละ 64 จากนั้นนำโปรแกรมแบบที่ 1 มาทำการทดสอบชุดข้อมูลที่ทำการแยกเอาไว้ตั้งแต่แรกเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโปรแกรม เพราะเมื่อพิจารณาจากค่าเฉลี่ยความแม่นยำแล้ว โปรแกรมแบบที่ 1 ให้ผลที่ดีที่สุด ได้ผลดังตารางที่ 2

## ตารางที่ 2 แสดงผลการทดสอบข้อมูลกลุ่มทดลอง

Table 2. The results of testing data on final model.

Fold	Training Precision > 50 [Number of Images]	Training Precision < 50 [Number of Images]	Train mAP [50]	Test mAP [50]	Validation Precision > 50 [Number of Images]	Validation Precision < 50 [Number of Images]	Inference Time [s]
Final	76/76	0/76	100	65.3	10/14	4/14	0.6462

## หมายเหตุ

Training precision > 50 [Number of images] คือ จำนวนรูปที่มีค่า Training precision มากกว่าร้อยละ 50

Training precision < 50 [Number of images] คือ จำนวนรูปที่มีค่า Training precision น้อยกว่าร้อยละ 50

Validation mAP[50] คือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำของการเทรนนิ่ง

Validation Precision > 50 [Number of images] คือ จำนวนรูปที่ให้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำของการเทรนนิ่งมากกว่าร้อยละ 50

Validation Precision < 50 [Number of images] คือจำนวนรูปที่ให้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำของการเทรนนิ่งน้อยกว่าร้อยละ 50

Inferences Time [s] คือ ระยะเวลาในการวิเคราะห์ภาพชุดทดสอบ

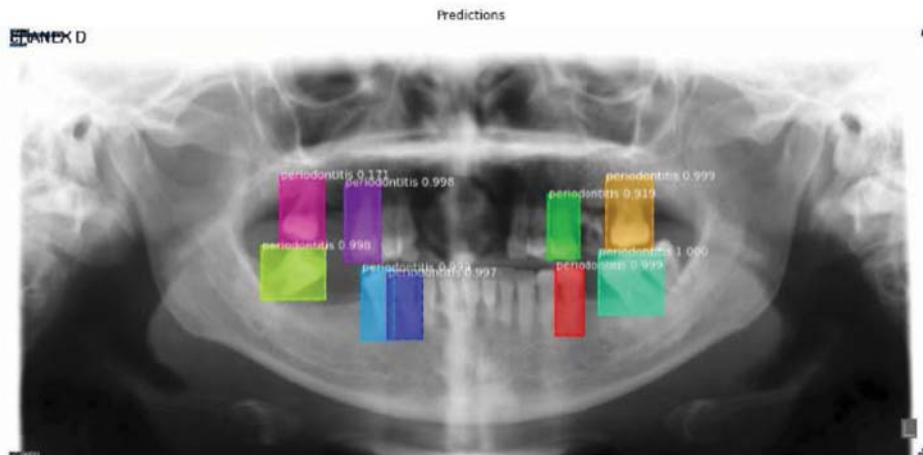
จากตารางที่ 2 แสดงผลการทดสอบความแม่นยำของโปรแกรมแบบที่ 1 กับชุดข้อมูลทดสอบ เพราะเป็น model ที่มีความแม่นยำสูงสุดใน บรรดา model ทั้ง 5 แบบ จึงนำโมเดลนี้มาทดสอบ ได้ผลค่าเฉลี่ยความแม่นยำของชุดทดสอบที่ร้อยละ 65.3 โดยที่ ข้อมูลชุด

ทดสอบ มีจำนวนภาพที่มีค่าความแม่นยำ (validation precision) ที่มากกว่าร้อยละ 50 จำนวน 10 ภาพ จากจำนวนข้อมูล 14 ภาพ ส่วนอีก 4 ภาพ จะได้ค่าความแม่นยำน้อยกว่าร้อยละ 50 โดยแต่ละภาพใช้เวลาในการตรวจสอบ 0.6462 วินาที

การแสดงผลของการทำนายโรคจะแสดงออกมามีดังรูปที่ 6 โดยนำภาพต้นฉบับ กับภาพแสดงผลมาเปรียบเทียบกันได้ดังนี้



รูป ก.



รูป ข.

รูปที่ 6 แสดงภาพต้นฉบับ (ก) ภาพที่นำมาทดสอบโปรแกรม (ข) ภาพแสดงผลการทำนายโรค

Fig 6. Original image compare with result image from program.

รูปที่ 6 โปรแกรมจะแสดงผลการทำนายโรค โดยการติกรอบพื้นที่ที่มีลักษณะของโรคปริทันต์ พร้อมระบุตัวเลขความน่าจะเป็นโรค ยิ่งค่าเข้าใกล้ 1 แปลว่ามีความน่าจะเป็นโรคสูง

ในการศึกษานี้ได้ทำการแยกกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่เป็นโรคปริทันต์กับกลุ่มที่ไม่ได้เป็นโรคปริทันต์ เป็นการจำแนกประเภทแบบ “ใช่-ไม่ใช่” (Binary classifiers) โดยการแยกข้อมูลลักษณะนี้ก็นำมาใช้อย่างแพร่หลายกับการศึกษาในด้านชีววิทยา

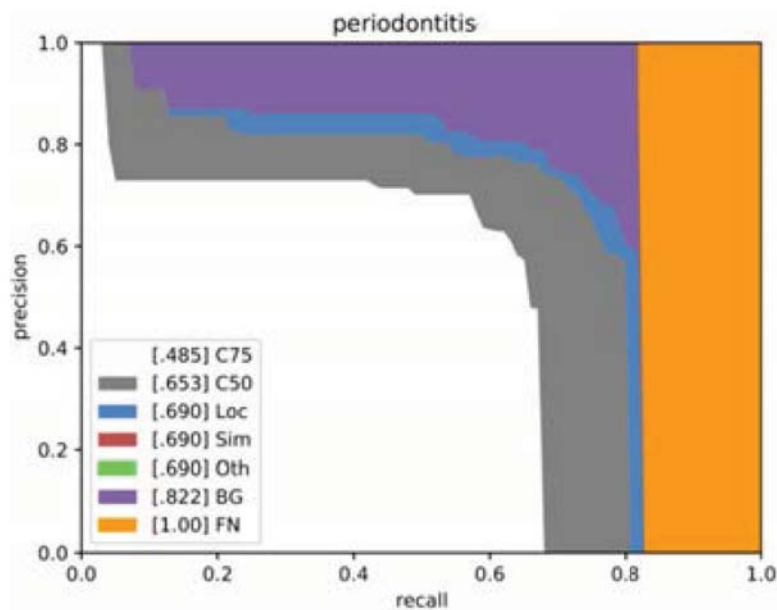
และการแพทย์ โดยทั่วไปแล้วการประเมินความสามารถในการทำนายของโมเดลที่ใช้หลักการจำแนกกลุ่ม มักนิยมใช้ค่าความแม่นยำ ค่าความผิดพลาด (error rate) พื้นที่ใต้กราฟ (area under the receiver operating characteristics curve: ROC หรือ AUC) ในช่วงที่เป็นขั้นตอนของการเทรนนิ่งโมเดล เมื่อได้โมเดลสุดท้ายแล้วนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลที่แยกไว้ จะใช้ Precision-Recall (PRC) plots หรือ ROC plots

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโปรแกรม ค่าตัววัดที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ ได้แก่ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision) ค่าการทำซ้ำ (recall) และพื้นที่ใต้กราฟระหว่างค่า precision และ ค่า recall เรียกว่า Precision-Recall curve โดย Precision-Recall curve โดยจะแสดงความสัมพันธ์

ระหว่าง precision (= positive predictive value) และ recall (= sensitivity) โดยที่แกน x จะแสดงค่า recall (หรือค่า sensitivity =  $TP/(TP + FN)$ ) และ แกน y แสดงค่า precision (= positive predictive value =  $TP/(TP + FP)$ ) (รูปที่ 7)

โดยในการศึกษานี้ได้ผล Average Precision (Specificity) = ร้อยละ 65.3

Average Recall (Sensitivity) = ร้อยละ 80.5



รูปที่ 7 กราฟความสัมพันธ์ของค่า Precision – Recall curve ของความน่าจะเป็นของการเป็นโรคปริทันต์

Fig 7. Precision-Recall curve of periodontitis model.

จากตารางแสดงผลที่ 2 ได้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำของการวิเคราะห์ภาพชุดทดสอบ อยู่ที่ ร้อยละ 65.3 จากกราฟ บริเวณที่เป็นสีเทา คือ [.653] C50 คือพื้นที่แสดงการเกิด Intersection over union ที่มากกว่า ร้อยละ 50

#### บทวิจารณ์ (Discussion)

ในอดีตที่ผ่านมาได้มีการศึกษาที่นำเอาภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกมาใช้อย่างกว้างขวางและหลาก

หลาย ทั้งในด้านการวินิจฉัยโรค การพยากรณ์โรค และการวางแผนการรักษา อย่างไรก็ตาม เนื่องจากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกมีข้อจำกัดบางประการที่สำคัญ คือ มีการซ้อนทับกันของโครงสร้างในบริเวณใกล้เคียง รวมทั้งมีการขยายของภาพในบางตำแหน่งซึ่งส่งผลต่อความคมชัดของภาพ ในระดับที่สายตามนุษย์รับรู้ได้ และส่วนที่ไม่สามารถแยกได้ ดังนั้น เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์จึงก้าวเข้ามามีบทบาทสำคัญในการแก้ไขปัญหาในส่วนนี้

ในแง่ของการวินิจฉัยและวางแผนการรักษาโรคปริทันต์ ตั้งแต่ในอดีตมาการวินิจฉัยจะอาศัยการตรวจทางคลินิกร่วมกับการถ่ายภาพรังสีชนิดรอบปลายรากฟัน ด้วยเชื่อว่า เทคนิคการถ่ายภาพดังกล่าว จะเกิดการบิดเบือนของภาพน้อยที่สุด ซึ่งจะต้องทำการถ่ายภาพรังสีของฟันทุกซี่ในช่องปาก จึงจะสามารถได้ข้อมูลที่ครบถ้วนในการวินิจฉัย มีข้อมูลการศึกษาที่แสดงให้เห็นว่า การถ่ายภาพรังสีชนิดรอบปลายรากฟัน ไม่ใช่เพียงวิธีการเดียวที่จะสามารถตรวจหาการละลายตัวของกระดูกเข่าฟันได้

ในปี 2014 การศึกษาของ Takeshita และคณะ (9) ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับเทคนิคการถ่ายภาพรังสีชนิดต่าง ๆ ในการตรวจประเมินการสูญเสียกระดูกเข่าฟัน โดยทำการหาค่าเฉลี่ยการสูญเสียกระดูกเข่าฟันจากภาพถ่ายรังสีเทคนิคต่าง ๆ มาเปรียบเทียบกัน ได้ข้อสรุปว่าเทคนิคการถ่ายภาพรังสีแบบโคนบีมซีที (CBCT) ให้ค่าเฉลี่ยที่ใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยของกลุ่มควบคุมมากที่สุด โดยที่ค่าเฉลี่ยของภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกนั้น มีค่าต่ำกว่ากลุ่มควบคุม แต่เมื่อนำมาวิเคราะห์ทางสถิติ พบว่าไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ จึงสรุปผลจากการศึกษานี้ได้ว่า ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกสามารถนำมาใช้ประเมินการสูญเสียกระดูกเข่าฟันในเบื้องต้นได้ นอกจากนี้แล้วการศึกษาของ Tugnait A และคณะ (11,12) ให้ผลการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างการถ่ายภาพรังสีเทคนิครอบปลายรากฟันแบบขนานกับเทคนิคพาโนรามิกในการตรวจจับลักษณะต่าง ๆ ของภาพที่สำคัญ เช่น ระดับกระดูกเข่าฟัน ลักษณะการละลายตัวของกระดูกเข่าฟัน การเกิดรอยโรคบริเวณง่ามรากฟันต่าง ๆ ได้ข้อสรุปว่า ทั้งภาพถ่ายรังสีชนิดรอบปลายรากฟันและภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก สามารถตรวจพบลักษณะดังกล่าวได้เหมือน ๆ กัน ดังนั้น ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกจึงสามารถนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรคปริทันต์ได้อย่างน่าเชื่อถือ

การพัฒนาของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ทำให้เกิดการพัฒนาศาสตร์ในการวินิจฉัยโรค การวางแผนการรักษาและการพยากรณ์โรคที่มีความแม่นยำถูกต้องรวดเร็ว ประหยัดทรัพยากร ลดข้อผิดพลาดที่เกิดจาก

มนุษย์ และสามารถส่งต่อข้อมูลได้อย่างสะดวกมากขึ้น ในทางการแพทย์ได้นำการวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีด้วยเทคนิคคอนโวลูชันมาใช้ในการวินิจฉัยโรค เช่น การวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีทรวงอกเพื่อวินิจฉัยแยกโรคต่าง ๆ เช่น โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคหัวใจโต (Cardiomegaly) โรคถุงลมโป่งพอง (Emphysema) เป็นต้น โดยการศึกษาของ Pranav R และคณะ (13) ได้นำโปรแกรมวิเคราะห์ภาพเทคนิคคอนโวลูชัน มาทำการวินิจฉัยภาพถ่ายรังสีทรวงอกดิจิทัล แล้วเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเทียบกับการวินิจฉัยจากนักรังสีวิทยา จำนวน 4 คน ได้ข้อสรุปว่า โปรแกรมวิเคราะห์ภาพคอนโวลูชันมีความแม่นยำกว่าผลการวิเคราะห์ภาพจากนักรังสีวิทยาอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงให้เห็นว่า โปรแกรมมีความสามารถในการวิเคราะห์ภาพที่สูงมาก สามารถจับรายละเอียดภาพขนาดเล็กที่ตรงตามมนุษย์ไม่สามารถแยกความแตกต่างได้ เช่น รอยโรคในระยะแรก อาจไม่แสดงความแตกต่างในภาพรังสีในระดับที่ตรงตามมนุษย์สามารถสังเกตเห็น แต่คอมพิวเตอร์ที่วิเคราะห์ภาพจากการวิเคราะห์ความแตกต่างของสี สามารถตรวจเจอได้ ดังนั้นจึงเกิดประโยชน์อย่างมากในการวินิจฉัยรอยโรคในระยะเริ่มต้น เมื่อวินิจฉัยได้เร็ว การรักษาก็จะมีประสิทธิภาพและผลลัพธ์ในการรักษาก็จะสูงตามไปด้วย

การศึกษานี้ได้นำเอาความสามารถของปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการวินิจฉัยโรคปริทันต์จากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก ซึ่งได้มีการศึกษาในลักษณะที่คล้ายคลึงกันในการนำเอาภาพถ่ายรังสีพาโนรามิกมาวิเคราะห์ด้วยการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน โดยในปี 2018 ในการศึกษาของ Murata M และคณะ (14) ได้นำภาพถ่ายรังสีพาโนรามิกมาทำการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมอเล็กซ์เน็ตซีเอ็นเอ็น (AlexNet CNN) ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นคอนโวลูชันจำนวน 5 ชั้น และมีชั้นเชื่อมต่อ (fully-connected layers) จำนวน 3 ชั้น โปรแกรมทำการวิเคราะห์หาความผิดปกติของโพรงอากาศในกระดูกโหนกแก้มทั้งฝั่งซ้ายและขวา เพื่อตรวจหาการอักเสบของโพรงอากาศโดยมีการเปรียบเทียบกับการอ่านภาพด้วยกลุ่มนักรังสีวิทยาและ

กลุ่มแพทย์ฝึกหัด (residents) ผลการศึกษานี้ พบว่า โปรแกรมแสดงผลค่าความแม่นยำ ค่าความไว (sensitivity) และค่าความจำเพาะเจาะจง (specificity) สูงถึง ร้อยละ 87.5 ร้อยละ 86.7 และร้อยละ 88.3 ตามลำดับ ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับผลในกลุ่มนักรังสีวิทยา ซึ่งได้ผลร้อยละ 89.6 ร้อยละ 90.0 และร้อยละ 89.2 ในขณะที่กลุ่มนักศึกษา ให้ผลร้อยละ 76.7 ร้อยละ 78.3 และร้อยละ 75.0 ตามลำดับ ซึ่งสรุปผลได้ว่าโปรแกรมวิเคราะห์ มีความสามารถเทียบเคียงกับกลุ่มนักรังสีวิทยา แต่อย่างไรก็ตามเมื่อนำมาเทียบกับผลที่ได้จากการศึกษานี้ ซึ่งได้ผลค่าความไว ร้อยละ 80.5 และค่าความจำเพาะเจาะจง ร้อยละ 65.3 มาวิเคราะห์เทียบเคียง พบว่า มีความแตกต่างกันในเรื่องของค่าความจำเพาะเจาะจง ซึ่งในจุดนี้อาจเกิดจากความแตกต่างในด้านของ โครงสร้างของตัวโปรแกรมที่ใช้ ซึ่งถึงแม้ว่าจะเป็นการ ใช้การเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิด คอนโวลูชันเหมือนกัน แต่จากพื้นฐานการทำงานแล้ว โปรแกรมที่มีจำนวนชั้นคอนโวลูชันมาก จะสามารถตรวจจับ รายละเอียดต่างๆ ได้มากขึ้น แต่ทั้งนี้ทั้งนั้นก็จะต้อง เป็นไปตามลักษณะของข้อมูลที่ต้องการจะศึกษา ซึ่งในการศึกษาของ Murata M และคณะ (14) นั้นโปรแกรม มีโครงสร้างคอนโวลูชัน จำนวน 5 ชั้น นอกจากนั้นแล้วยังมีข้อแตกต่างในเรื่องของจำนวนตัวอย่างที่นำมา ศึกษา ซึ่งในที่นี้ คือ จำนวนภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก เพราะหัวใจหลักของการนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ นั่นคือ ปริมาณข้อมูลที่จะใส่เข้าไปให้โปรแกรมได้ทำการ เรียนรู้ ยิ่งมีจำนวนมาก ความสามารถในการเรียนรู้และ วิเคราะห์ของโปรแกรมก็จะสูงและมีความแม่นยำถูกต้อง มากขึ้น

การศึกษาของ Fukuda และคณะ (15) ได้ศึกษา เกี่ยวกับรอยแตกแนวตั้งของรากฟันในภาพถ่ายรังสี ชนิดพาโนรามิก โดยใช้โปรแกรมการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน ชื่อว่าดีเทคเน็ต (DetectNet) ใช้กระบวนการ ตรวจสอบไขว้ 5 ชุด ผลการศึกษาได้ค่าความไว ร้อยละ 75 ส่วนค่าความ จำเพาะเจาะจง คือ ร้อยละ 93 แสดงให้เห็นถึง ประสิทธิภาพของโปรแกรมที่มีความถูกต้องแม่นยำสูง

เมื่อเทียบกับการศึกษานี้ พบว่า ค่าความจำเพาะเจาะจง นั้นต่ำกว่า แม้ว่าในขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมจะมี กระบวนการตรวจสอบไขว้ 5 ชุด เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ ในการเรียนรู้ให้มีความแม่นยำที่ดีขึ้น ทั้งนี้ขนาดกลุ่ม ตัวอย่างที่แตกต่างกันอาจทำให้เกิดการกระจายตัวแบบ ไม่ปกติของกลุ่มตัวอย่างได้ แต่เมื่อพิจารณาในส่วนของ ค่าความไว แล้วก็พบว่า ทั้งสองการศึกษานี้ มีค่าความไว ที่ใกล้เคียงกัน

ในปี 2019 การศึกษาของ Krois J และคณะ (16) ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน นำมา วิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก ในการตรวจหาการ เกิดการสูญเสียของกระดูกเบ้าฟัน (periodontal bone loss (PBL)) โดยใช้กลุ่มตัวอย่างขนาด 1,750 ภาพ แบ่งเป็นชุดทดสอบ 350 ภาพ และชุดเทรนนิ่ง 1,400 ภาพ โดยมีกระบวนการเทรนนิ่งเป็นการตรวจสอบไขว้ 10 ชุด และโมเดลสุดท้ายที่จะนำมาทดสอบเป็นโครงข่าย ประสาทเทียมแบบลึก 7 ชั้น (seven layer deep neural network) ได้ผลค่าความไว เท่ากับ 0.81 และค่าความ จำเพาะเจาะจง เท่ากับ 0.81 นำผลที่ได้จากโปรแกรม มาเปรียบเทียบกับผลการทดสอบโดยกลุ่มทันตแพทย์ เชี่ยวชาญ พบว่า ผลที่ได้ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ทางสถิติ แต่อย่างไรก็ดี ผลที่ได้จากโปรแกรม สามารถ สรุปได้ว่าโปรแกรมมีความถูกต้องแม่นยำในระดับ เดียวกันกับผู้เชี่ยวชาญ แต่มีข้อได้เปรียบในเรื่องของ การใช้เวลาในการประมวลผลน้อย เมื่อเทียบกับผลการ ศึกษาที่ ก็พบมีค่าความไว ที่ใกล้เคียงกัน ส่วนค่าความ จำเพาะเจาะจงนั้นต่ำกว่า

จากหลายๆ การศึกษาที่ผ่านมา พบว่า ปัจจัย สำคัญที่จะส่งผลให้โปรแกรมมีความแม่นยำทั้งในด้าน ค่าความจำเพาะเจาะจงและความไว จำเป็นต้องอาศัย จำนวนตัวอย่างที่มากเพียงพอ และการทำวิธีการตรวจสอบไขว้เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการเรียนรู้ของ โปรแกรม จะเห็นว่า ในการศึกษาที่ เนื่องจากจำนวน ตัวอย่างน้อย ทำให้ค่าความจำเพาะเจาะจงที่ได้ไม่สูง มากนัก แต่อย่างไรก็ดีสำหรับค่าความไวในการตรวจจับ มีค่าสูงในระดับที่น่าพอใจ

### บทสรุป (Conclusion)

โดยสรุปจากผลการทดลองพัฒนาโปรแกรมวินิจฉัยโรคปริทันต์จากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก ให้ค่าความถูกต้องแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 65.3 และมีค่าความไวอยู่ที่ร้อยละ 80.5 โดยมีปัจจัยที่เป็นข้อจำกัดในเรื่องของขนาดกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้เป็นฐานข้อมูลและการศึกษาแบบมีกลุ่มเปรียบเทียบ ซึ่งควรนำมาศึกษาเพิ่มเติมต่อไป

### กิตติกรรมประกาศ (Acknowledgement)

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณคณะทันตแพทยศาสตร์ และสถาบันยุทธศาสตร์ทางปัญญาและวิจัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่ให้ทุนสนับสนุนในการศึกษาวิจัยครั้งนี้

### เอกสารอ้างอิง (References)

1. Kobayashi R, Kono T, Bolerjack BA, Fukuyama Y, Gilbert RS, Fujihashi K, et al. Induction of IL-10-producing CD4+ T-cells in chronic periodontitis. *J Dent Res.* 2011;90(5):653-8.
2. Bureau of dental health. Report of the 8<sup>th</sup> national oral health survey of Thailand 2017. 2018. Bangkok: Sam Charoen Commercial Company Limited. (in Thai).
3. Chapple IL, Van der Weijden F, Doerfer C, Herrera D, Shapira L, Polak D, et al. Primary prevention of periodontitis: managing gingivitis. *J Clin Periodontol.* 2015;42(Suppl 16):S71-6.
4. Suvan J, D’Aiuto F, Moles DR, Petrie A, Donos N. Association between overweight/obesity and periodontitis in adults. A systematic review. *Obes Rev.* 2011;12(5):e381-404.
5. Gibbs SJ, Pujol A, Jr., Chen TS, James A, Jr. Patient risk from intraoral dental radiography. *Dentomaxillofac Radiol.* 1988;17(1):15-23.

6. Molander B, Ahlqwist M, Grondahl HG. Panoramic and restrictive intraoral radiography in comprehensive oral radiographic diagnosis. *Eur J Oral Sci.* 1995;103(4):191-8.
7. Schmidhuber J, Eldracher M, Foltin B. Semilinear Predictability Minimization Produces Well-Known Feature Detectors. *Neural Comput.* 1996;8(4):773-86.
8. Yamane T. *Statistics: An Introductory Analysis.* 3<sup>rd</sup> ed. New York: Harper and Row; 1973.
9. Takeshita WM, Iwaki LCV, Da Silva MC, Tonin RH. Evaluation of diagnostic accuracy of conventional and digital periapical radiography, panoramic radiography, and cone-beam computed tomography in the assessment of alveolar bone loss. *Contemp Clin Dent.* 2014; 5(3): 318-23.
10. Chen C, Gong W, Chen Y, Li W. Object Detection in Remote Sensing Images Based on a Scene-Contextual Feature Pyramid Network. *Remote Sens.* 2019;11(3):339.doi:10.3390/rs11030339.
11. Tugnait A, Clerehugh V, Hirschmann P.N. The usefulness of radiographs in diagnosis and management of periodontal diseases: A review. *J Dent.* 2000;28(4):219-26.
12. Tugnait A, Carmichael F. Use of Radiographs in the Diagnosis of Periodontal Disease. *Dent update.* 2005;32(9):536-42.
13. Rajpurkar P, Irvin J, Zhu K, Yang B, Mehta H, Duan T, et al. CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning, Dec. 2017, [online] Available: <https://arxiv.org/abs/1711.05225>.

14. Murata M, Arijji Y, Ohashi Y, Kawai T, Fukuda M, Funakoshi T, et al. Deep-learning classification using convolutional neural network for evaluation of maxillary sinusitis on panoramic radiography. *Oral Radiol.* 2019;35(3):301-7.

15. Fukuda M, Inamoto K, Shibata N, Arijji Y, Yanashita Y, Kutsuna S, et al. Evaluation of an artificial intelligence system for detecting vertical root fracture on panoramic radiography. *Oral Radiol.* 2019. doi: 10.1007/s11282-019-00409-x. Online ahead of print.

16. Krois J, Ekert T, Meinhold L, Golla T, Kharbot B, Wittemeier A, et al. Deep Learning for the Radiographic Detection of Periodontal Bone Loss. *Sci Rep.*[Internet]. 2019;9(1):8495. Available from: <https://doi.org/10.1038/s41598-019-44839-3>

**ติดต่อขอความ:**

รศ.ดร.ทพญ.พรสวรรค์ ธนธรวงศ์  
ภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์  
มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ  
114 สุขุมวิท 23 คลองเตยเหนือ เขตวัฒนา  
กรุงเทพมหานคร 10110  
โทรศัพท์ 02-649-5000 ต่อ 15829  
จดหมายอิเล็กทรอนิกส์ ppeetakul@hotmail.com  
Home page: <http://dgd.dent.swu.ac.th/Default.aspx?tabid=4841>  
Research page:[http://www.researchgate.net/profile/Bhornsawan\\_Thanathornwong](http://www.researchgate.net/profile/Bhornsawan_Thanathornwong)

**Corresponding author:**

Assoc.Prof.Dr.Bhornsawan Thanathornwong,  
DDS, PhD  
Department of General Dentistry, Faculty of  
Dentistry, Srinakharinwirot University,  
114 Sukhumvit 23, Klongtoei-Nua, Wattana,  
Bangkok, Thailand 10110  
Tel: 02-649-5000 ext. 15829  
E-mail: ppeetakul@hotmail.com  
Home page: <http://dgd.dent.swu.ac.th/Default.aspx?tabid=4841>  
Research page:[http://www.researchgate.net/profile/Bhornsawan\\_Thanathornwong](http://www.researchgate.net/profile/Bhornsawan_Thanathornwong)

Received Date: Mar 05, 2020

Revised Date: Mar 15, 2020

Accepted Date: May 31, 2020