



การพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อการวินิจฉัยและการวางแผนการรักษาในผู้ป่วยโรคปริทันต์
THE DEVELOPMENT OF COMPUTER PROGRAM FOR DIANOSIS AND TREATMENT
PLANNING IN PERIODONTAL PATIENTS

อัจฉริยา ตั้งจิตร์ตรง

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

2562

การพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อการวินิจฉัยและการวางแผนการรักษาในผู้ป่วย
โรคปริทันต์



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาทันตกรรมทั่วไปชั้นสูง
คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

ปีการศึกษา 2562

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

THE DEVELOPMENT OF COMPUTER PROGRAM FOR DIANOSIS AND
TREATMENT PLANNING IN PERIODONTAL PATIENTS



A Thesis Submitted in partial Fulfillment of Requirements
for MASTER OF SCIENCE (aster of Science (Advanced General Dentistry))

Faculty of Dentistry Srinakharinwirot University

2019

Copyright of Srinakharinwirot University

ปริญญานิพนธ์

เรื่อง

การพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อการวินิจฉัยและการวางแผนการรักษาในผู้ป่วยโรคปริทันต์

ของ

อัจฉริยา ตั้งจิตร์ตรง

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาทันตกรรมทั่วไปขั้นสูง

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์จักรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณะกรรมการสอบปากเปล่าปริญญานิพนธ์

ที่ปรึกษาหลัก

ประธาน

(รองศาสตราจารย์ ดร.พรสวรรค์ ธนธรวงศ์)

(ศาสตราจารย์ ดร.ศิริวรรณ สืบบุญการณ)

ชื่อเรื่อง	การพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อการวินิจฉัยและการวางแผนการรักษาในผู้ป่วยโรคปริทันต์
ผู้วิจัย	อัจฉริยา ตั้งจิตร์ตรง
ปริญญา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2562
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. พรสวรรค์ ธนธรวงศ์

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์โดยนำการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน มาพัฒนาเป็นโปรแกรมเพื่อการวินิจฉัยโรคปริทันต์จากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก โดยทำการรวบรวมภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกแบบดิจิทัลในผู้ป่วยภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่ได้รับการวินิจฉัยโรคปริทันต์ตามเกณฑ์ของ American Academy of Periodontology (AAP) ในปี 1999 และยังไม่ได้รับการรักษาโรคปริทันต์ใดๆ จำนวน 90 คน มาจัดทำเป็นฐานข้อมูล จากนั้นสร้างโปรแกรมวินิจฉัยที่ใช้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน แล้วนำเข้าชุดข้อมูลที่เตรียมไว้เข้าสู่โปรแกรมเพื่อให้เกิดการเรียนรู้ของโปรแกรม จากนั้นทดสอบความแม่นยำของโปรแกรมที่ได้ แล้วจึงนำมาทดสอบกับข้อมูลภาพถ่ายรังสีใหม่ เพื่อหาค่าความถูกต้องและค่าความไวของโปรแกรม นอกจากนั้นยังสามารถหาค่าประสิทธิภาพของโปรแกรมได้จากพื้นที่ใต้กราฟโดยได้ผลค่าความจำเพาะเจาะจงของโปรแกรมอยู่ที่ร้อยละ 65.3 และมีค่าความไวของโปรแกรมอยู่ที่ร้อยละ 80.5

คำสำคัญ : โปรแกรมคอมพิวเตอร์ การวินิจฉัยและวางแผนการรักษา โรคปริทันต์ คอนโวลูชัน

Title	THE DEVELOPMENT OF COMPUTER PROGRAM FOR DIANOSIS AND TREATMENT PLANNING IN PERIODONTAL PATIENTS
Author	ATCHARIYA TUNGCHITTRONG
Degree	MASTER OF SCIENCE
Academic Year	2019
Thesis Advisor	Associate Professor Dr. Bhornsawan Thanathornwong

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. The data was collected from the digital panoramic films of ninety patients in the department of General Dentistry in the Faculty of Dentistry at Srinakarinwirot 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, used deep learning to develop the precision model and then the diagnostic performance was calculated. The receiver-operating characteristic (ROC) curves were drawn, and the area under curve (AUC) values were obtained. 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%. In conclusion, the diagnostic performance of the deep learning system for periodontal disease on panoramic radiograph was sufficiently high.

Keyword : Computer Program Diagnosis and Treatment Planning Periodontal Disease
Convolution

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความสามารถช่วยเหลือ และความเอาใจใส่อย่างดี ยิ่ง ตลอดจนการให้คำแนะนำ และข้อคิดเห็นที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการแก้ไขข้อบกพร่อง จากคณะกรรมการผู้ควบคุมปริญญานิพนธ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.ทพญ. พรสวรรค์ ธนธรวงศ์ และ ศาสตราจารย์ ดร.ทพญ.ศิริวรรณ สืบบุญการณ ที่ได้ให้ความเมตตากรุณา เป็นที่ปรึกษา และให้ความช่วยเหลือชี้แนะแนวทางในสิ่งที่เป็นประโยชน์ต่อการศึกษาและการทำ ปริญญานิพนธ์นี้มาโดยตลอด รวมทั้ง ดร.กานต์ อุษยวิรัช Software Engineer Manager จาก Pronto Tools ที่เป็นผู้ให้ความช่วยเหลือและให้คำแนะนำเกี่ยวกับการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ซึ่งเป็นส่วน สำคัญอย่างมากในการศึกษาปริญญานิพนธ์นี้มาด้วยดีโดยตลอด

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์และกรรมการบริหารหลักสูตรสาขาทันตกรรมทั่วไปชั้นสูง คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒทุกท่าน ที่ได้กรุณาประสิทธิ์ประสาทความรู้ ต่างๆ ให้แก่ผู้วิจัย ตลอดจนให้ความช่วยเหลือในการทำวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณ ทนุอุดหนุนงานวิจัย จากคณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิ โรฒ ที่ทำให้งานวิจัยสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบคุณ เจ้าหน้าที่ทุกท่านที่บัณฑิตวิทยาลัยสำหรับการอำนวยความสะดวกต่างๆใน การติดต่อดำเนินการในขั้นตอนต่างๆของการทำวิทยานิพนธ์นี้ ให้ลุล่วงเป็นไปตามกำหนดการด้วยดี

ขอขอบพระคุณ หัวหน้าฝ่ายทันตกรรม สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดสระบุรี ที่เป็นผู้ ผลักดันให้มาศึกษาต่อในระดับหลังปริญญา และอำนวยความสะดวกในการดำเนินการลาศึกษาต่อ

ขอขอบคุณ พี่ๆ น้องๆ สาขาทันตกรรมทั่วไปชั้นสูง และสาขาอื่นๆ ที่มีส่วนในการ ร่วมกันทำการรักษาผู้ป่วยและให้คำปรึกษาในเรื่องต่างๆ

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบิดามารดา ที่เป็นผู้อยู่เบื้องหลังคอยให้กำลังใจและให้การ สนับสนุนในทุกๆทางแก่ผู้วิจัยด้วยดีตลอดมา

อัจริยา ตั้งจิตร์ตรง

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพประกอบ	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
ความสำคัญและที่มาของปัญหาที่ทำการวิจัย	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
คำถามของการวิจัย.....	2
คำสำคัญ.....	2
Keywords.....	2
บทที่ 2 ทบทวนวรรณกรรม.....	3
โรคเหงือกอักเสบ	4
โรคปริทันต์อักเสบ	7
ปัจจัยเสี่ยงที่ก่อให้เกิดโรคปริทันต์	11
1.ปัจจัยเสี่ยงที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ (Modifiable risk factors)	11
1.1 เชื้อจุลินทรีย์กับโรคปริทันต์ (Microorganisms and Periodontal Disease)	11
1.2 การสูบบุหรี่ (Tobacco smoking)	11
1.3 โรคเบาหวาน (Diabetes Mellitus).....	11
1.4 โรคหลอดเลือดหัวใจ (Cardiovascular disease)	11

1.5 ความผิดปกติที่เกิดจากการเหนี่ยวนำของยา (Drug-Induced Disorders).....	12
1.6 ความเครียด (stress)	12
1.7 ความอ้วน (obesity)	12
2. ปัจจัยที่ไม่สามารถปรับเปลี่ยนได้ (Non-modifiable risk factors)	12
2.1 ภาวะโรคกระดูกพรุน (Osteoporosis)	12
2.2 ความผิดปกติของระบบเลือด	12
2.3 การตอบสนองของระบบภูมิคุ้มกัน	12
ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence)	13
ปัญญาประดิษฐ์คืออะไร	13
การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning).....	15
1.การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning)	15
2.การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)	15
3.การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning).....	15
การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)	16
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neuron network)	18
1.คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม	18
2.ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม	19
3.โครงสร้างทางสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	20
4.โครงสร้างของ Convolutional Neural Network	21
การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์	28
1.ปัญญาประดิษฐ์ในทางการแพทย์ (Artificial Intelligence in Medicine)	29
2.ปัญญาประดิษฐ์ในทางทันตกรรม (Artificial Intelligence in Dentistry)	32
บทที่3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	38

1.การออกแบบงานวิจัย	38
2.ประชากรเป้าหมาย	38
3.กลุ่มตัวอย่าง	38
4.การคำนวณขนาดกลุ่มตัวอย่าง	38
5.วิธีการดำเนินการวิจัย	39
5.1 ขั้นตอนวางแผนพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์	39
5.2 ขั้นตอนการสร้างโปรแกรมเพื่อการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์โดยการเลือกโมเดลที่มีความ แม่นยำสูงสุด	43
5.3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโปรแกรม	46
บทที่ 4 ผลการทดลอง	47
ผลการทดสอบโปรแกรม	47
บทที่ 5 การวิเคราะห์และสรุปผลการศึกษา	50
วิเคราะห์ผลการศึกษา	50
ข้อจำกัดในการศึกษา	55
บรรณานุกรม	56
ภาคผนวก	63
ประวัติผู้เขียน	70

สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 แสดงการใช้งานทางคลินิกของปัญญาประดิษฐ์.....	32
ตาราง 2 แสดงผลการทดสอบโปรแกรมทั้ง 5 แบบ	47
ตาราง 3 แสดงผลการทดสอบข้อมูลกลุ่มทดลอง	48



สารบัญภาพประกอบ

หน้า

ภาพประกอบ 1 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสีและรูปร่างของเหงือกที่มีการอักเสบ (ซ้าย) เทียบกับเหงือกในสภาวะ ปกติ (ขวา)	5
ภาพประกอบ 2 แสดงให้เห็นถึงรอยโรคเหงือกอักเสบที่ไม่มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์ ไม่มีการสูญเสียกระดูกเบ้าฟัน (ขวา) เมื่อเทียบกับสภาวะเหงือกปกติ (ซ้าย)	6
ภาพประกอบ 3 แสดงภาพรังสีของตัวฟัน รากฟัน ช่องเอ็นยึดปริทันต์ (Periodontal ligament space) และกระดูกเบ้าฟัน จะมีลักษณะปกติเป็นส่วนใหญ่.....	7
ภาพประกอบ 4 แสดงลักษณะทางคลินิกของโรคปริทันต์อักเสบ จะพบว่า มีหินน้ำลายทั้งใต้เหงือก และเหนือเหงือก มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะทางคลินิกของอวัยวะปริทันต์.....	8
ภาพประกอบ 5 แสดงหินน้ำลายใต้เหงือก การเกิดร่องลึกปริทันต์ มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์รวมทั้งมีการทำลายของกระดูกเบ้าฟัน	9
ภาพประกอบ 6 แนวของสันกระดูกเบ้าฟันห่างจากเส้นโยงระหว่างรอยต่อของชั้นเคลือบฟันกับชั้นเคลือบรากฟัน (Cemento-enamel junction) ของฟันข้างเคียงมากกว่า 2 มิลลิเมตร (ก) และแสดงความวิการบริเวณแยกรากฟันและการละลายตามแนวนอนและแนวตั้งของกระดูกผนังกระดูกเบ้าฟันครึ่งซีก (ข)	10
ภาพประกอบ 7 แสดงความสัมพันธ์ของระบบประสาททั้ง 4 ส่วน	17
ภาพประกอบ 8 แสดงโครงสร้างทางสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	20
ภาพประกอบ 9 แสดงโครงสร้างของ Convolutional Neuron Network.....	21
ภาพประกอบ 10 แสดงตัวอย่างลักษณะข้อมูลนำเข้า (Input) (ก) และ ตัวกรอง (Filter) (ข).....	22
ภาพประกอบ 11 แสดงลักษณะของ receptive field (ก) และ feature map (ข).....	23
ภาพประกอบ 12 แสดงการทำงานของฟิลเตอร์.....	24
ภาพประกอบ 13 แสดงลักษณะของอินพุตและฟิลเตอร์ที่เป็น 3 มิติ และ feature map ที่ได้จากการใช้ฟิลเตอร์แบบที่ 1	25

ภาพประกอบ 14 แสดงลักษณะของอินพุตที่ใส่ฟิลเตอร์ลงไป 2 แบบ และแสดง feature map ที่ได้จากฟิลเตอร์ทั้ง 2 แบบ	26
ภาพประกอบ 15 แสดงการย่อขนาดข้อมูลโดยที่คงความลึกไว้เท่าเดิม	27
ภาพประกอบ 16 แสดงกระบวนการทำงานของ CNN	28
ภาพประกอบ 17 แสดงขั้นตอนในการพัฒนาโปรแกรมเพื่อการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์	40
ภาพประกอบ 18 แสดงตัวอย่างแบบตรวจสอบภาวะปริทันต์จากแฟ้มประวัติของผู้ป่วย	41
ภาพประกอบ 19 แสดงข้อมูลที่ทำให้การจับคู่คำวินิจฉัยกับภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก	41
ภาพประกอบ 20 แสดงภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก ที่นำมาทำการเตรียมข้อมูลด้วยการแยกภาพออกเป็นซี่ฟันเดี่ยวๆ	42
ภาพประกอบ 21 แสดงภาพเดี่ยวของฟันแต่ละซี่	43
ภาพประกอบ 22 แสดงภาพรวมของการสร้างโปรแกรมในการวินิจฉัยโรคปริทันต์	44
ภาพประกอบ 23 แสดงการจัดแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของโปรแกรม	46
ภาพประกอบ 24 แสดงภาพต้นฉบับ (ภาพ ก) ที่นำมาเป็นภาพทดสอบโปรแกรม และ ภาพแสดงผลการทำนายโรค (ภาพ ข)	48
ภาพประกอบ 25 แสดงกราฟความสัมพันธ์ของค่า Precision – Recall curve	51

บทที่ 1

บทนำ

ความสำคัญและที่มาของปัญหาที่ทำการวิจัย

โรคปริทันต์เป็นโรคที่มีการอักเสบอย่างเรื้อรังของอวัยวะปริทันต์ อันได้แก่ เหงือก (Gingiva) เอ็นยึดปริทันต์ (Periodontal ligament) และกระดูกเบ้าฟัน (Alveolar bone) โดยได้มีการแบ่งชนิดของโรคปริทันต์ออกเป็น 2 ชนิดหลักๆ คือ โรคเหงือกอักเสบ (Gingivitis) และโรคปริทันต์อักเสบ (Periodontitis) โดยที่โรคเหงือกอักเสบนั้นจะเกิดขึ้นเฉพาะที่บริเวณเหงือกเท่านั้น ไม่มีการทำลายของเอ็นยึดปริทันต์และกระดูกเบ้าฟัน ส่วนโรคปริทันต์อักเสบนั้นจะมีความรุนแรงมากกว่านั้นคือมีการอักเสบ และมีการทำลายของเอ็นยึดปริทันต์และกระดูกเบ้าฟัน เกิดเป็นร่องลึกปริทันต์ (Periodontal pocket) ทำให้เกิดลักษณะเหงือกกร่น และฟันโยก จนในที่สุดอาจจะต้องสูญเสียฟันซี่นั้นไป⁽¹⁾

โดยที่ผ่านมามีการวางแนวทางเพื่อใช้ในการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์ เพื่อให้ทราบถึงสาเหตุ ระดับความรุนแรง และแนวทางการรักษาของผู้ป่วยแต่ละคน โดยระบบที่เป็นที่ยอมรับมากที่สุดเป็นของ American Academy of Periodontology (AAP) ในปี 1999 เป็นหลักในการวินิจฉัยโรคปริทันต์⁽²⁾ ซึ่งในการวินิจฉัยนั้น จะต้องมียุทธศาสตร์จากการตรวจภายในช่องปากและภาพรังสีรอบปลายรากฟัน (Periapical radiography) ประกอบกัน จึงจะสามารถวินิจฉัยได้อย่างถูกต้อง ข้อมูลที่สำคัญที่ได้จากการตรวจภายในช่องปากคือระดับขอบเหงือก (Gingival margin) และ ร่องลึกปริทันต์ (Periodontal pocket) ที่ได้จากการวัดโดยใช้เครื่องมือตรวจปริทันต์ (Periodontal probe) เพื่อนำมาคำนวณหาค่าการสูญเสียระดับการยึดเกาะทางคลินิก (Clinical attachment loss หรือ CAL) ก็จะสามารถบอกระดับความรุนแรงของโรคได้ ส่วนภาพรังสีรอบปลายรากฟันนั้นจะดูว่ามีการทำลายของกระดูกเบ้าฟันหรือไม่ ถ้ามีการสูญเสียกระดูกไป เป็นแบบใดและมีปริมาณกระดูกเบ้าฟันเหลือเท่าใดเมื่อเทียบกับความยาวของรากฟัน ซึ่งจะทำให้ทันตแพทย์สามารถพยากรณ์แนวโน้มของฟันแต่ละซี่ได้ สามารถวางแผนการรักษาที่เหมาะสมให้แก่ผู้ป่วยแต่ละรายได้อย่างถูกต้อง

อย่างไรก็ดีในการตรวจและวางแผนการรักษาผู้ป่วยแบบพร้อมมูล (Comprehensive diagnosis and treatment planning) ได้มีการกำหนดมาตรฐานให้มีการถ่ายภาพรังสีภายนอกช่องปากชนิดพาโนรามา (Panoramic radiography) เป็นเบื้องต้น จากนั้นค่อยมาทำการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากภาพรังสีดังกล่าว เพื่อพิจารณาว่าจำเป็นจะต้องถ่ายภาพรังสีภายในช่องปากเพิ่มเติมในตำแหน่งใดบ้าง ทั้งนี้เป็นเพราะเพื่อลดการได้รับปริมาณรังสีแก่ผู้ป่วย ลดระยะเวลาในการตรวจ

ลดความไม่สบายจากการที่ผู้ป่วยต้องมีเครื่องมือถ่ายภาพรังสีในช่องปาก⁽³⁾ แต่การถ่ายภาพรังสีภายนอกช่องปากชนิดพาโนรามิกก็มีข้อด้อยในหลายๆจุด เช่นบริเวณกึ่งกลางใบหน้าจะเกิดการซ้อนทับกันของอวัยวะทำให้ฟันหน้าบนและล่างขาดรายละเอียดที่ดี รวมทั้งพบว่าการยืดขยายของภาพบริเวณด้านข้าง จากการศึกษาของ Molander⁽⁴⁾ ในปี 1995 ได้อธิบายว่า การถ่ายภาพรังสีพาโนรามิกเพียงอย่างเดียว ไม่เพียงพอในการตรวจหารอยโรคฟันผุ การสูญเสียกระดูกเบ้าฟัน และรอยโรครอบปลายรากฟันหน้าได้ จำเป็นต้องมีการถ่ายภาพรังสีชนิดรอบปลายรากฟันเพิ่มเติม รวมทั้งการตรวจสอบรอยโรคฟันผุด้านประชิดของฟันหลัง ก็จำเป็นที่จะต้องถ่ายภาพรังสีด้านประชิดฟัน (Bitewing) เพิ่มเติมเสมอ

ในยุคที่เทคโนโลยีทางด้านคอมพิวเตอร์ก้าวไกลไปอย่างมาก มีการคิดค้นปัญญาประดิษฐ์ขึ้นมาเพื่อตอบสนองต่อความต้องการของมนุษย์ในหลายแง่มุม รวมทั้งในทางการแพทย์เอง ได้มีการพัฒนาโปรแกรมที่ช่วยในการวินิจฉัย โปรแกรมช่วยในการวางแผนรักษา รวมทั้งโปรแกรมติดตามผลการรักษา ดังนั้นจึงเกิดแนวคิดในการนำเทคโนโลยีทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกในการพิเคราะห์แยกโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบ

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการวินิจฉัยแยกโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบจากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกและประเมินประสิทธิภาพของโปรแกรม

คำถามของการวิจัย

โปรแกรมคอมพิวเตอร์สามารถวินิจฉัยแยกโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบจากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกได้หรือไม่

คำสำคัญ

โรคปริทันต์ ภาพรังสีชนิดพาโนรามิก การเรียนรู้เชิงลึก โครงข่ายประสาทเทียม คอนโวลูชัน

Keywords

Periodontal diseases, Panoramic radiography, deep learning, artificial neuron network, convolution

บทที่ 2

ทบทวนวรรณกรรม

โรคปริทันต์เป็นโรคที่เกิดจากการติดเชื้อแบคทีเรียอย่างเรื้อรังของเนื้อเยื่อปริทันต์ โดยมีลักษณะสำคัญๆ ดังนี้ คือ มีการทำลายของเนื้อเยื่อเกี่ยวพันและกระดูกเบ้าฟัน⁽¹⁾ โดยที่คำว่าโรคปริทันต์นั้นหมายรวมถึงทั้งโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบ โดยโรคเหงือกอักเสบนั้นเป็นการอักเสบแบบผันกลับได้ของเหงือกอันเนื่องมาจากการเหนียวแน่นของคราบจุลินทรีย์เป็นหลัก เมื่อกำจัดคราบจุลินทรีย์ออกไปแล้ว เหงือกสามารถกลับคืนสู่สภาวะปกติได้ ส่วนโรคปริทันต์อักเสบนั้น เป็นการอักเสบอย่างเรื้อรังที่เกิดขึ้นโดยการเหนียวแน่นของคราบจุลินทรีย์ในตอนแรก จากนั้นจะเกิดการทำลายของเนื้อเยื่ออวัยวะปริทันต์โดยรอบรวมทั้งกระดูกเบ้าฟัน (alveolar bone)⁽¹⁾

โดยทั่วไปแล้วนั้น โรคปริทันต์อักเสบนั้นจะหมายถึงสภาวะที่เนื้อเยื่อปริทันต์มีการถูกทำลาย⁽⁵⁾ นำไปสู่สภาวะเหงือกกรัน⁽⁶⁾ นอกจากนั้นยังพบว่า ทั้งเนื้อเยื่ออ่อนและเนื้อเยื่อแข็งภายในช่องปาก มีการเจริญเติบโตของแผ่นคราบจุลินทรีย์ที่ประกอบไปด้วยเซลล์อีพิทิลีเยลโปรตีน (protein epithelial cells) เศษอาหาร เอนไซม์ต่างๆ รวมทั้งเชื้อแบคทีเรียชนิดต่างๆ ที่ก่อให้เกิดโรคฟันผุและเหงือกอักเสบ⁽⁷⁾

การวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์นั้น จำเป็นต้องมีการตรวจภายในช่องปากด้วยเครื่องมือตรวจปริทันต์ โดยการวัดความลึกของร่องลึกปริทันต์และระดับการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์นั้น ยังไม่สามารถบอกลักษณะความผิดปกติต่างๆ ของฟันและอวัยวะปริทันต์ที่ล้อมรอบได้ จึงต้องอาศัยการตรวจด้วยภาพถ่ายรังสี ซึ่งจะทำให้ทราบถึงการเปลี่ยนแปลงของฟันและกระดูกเบ้าฟันตั้งแต่วัย

เริ่มต้น ซึ่งหลังจากได้ข้อมูลครบทั้งสองส่วนแล้วจึงจะนำมาวินิจฉัยแยกโรคตามเกณฑ์ที่กำหนดไว้เป็นสากล

ระบบในการวินิจฉัยและการแบ่งประเภทของโรคนั้นเกิดขึ้นเพื่อให้ทันตแพทย์ สามารถระบุโรคให้มีความสัมพันธ์กับสาเหตุ ลักษณะพยาธิสภาพและแนวทางการรักษา ซึ่งจะส่งผลให้เกิดประสิทธิภาพในการรักษาและทำให้การสื่อสารระหว่างทันตแพทย์เกิดความเข้าใจตรงกัน ซึ่งระบบที่ยังคงเป็นที่นิยมในปัจจุบันนั้นยังคงเป็นของสมาคมปริทันตวิทยาแห่งสหรัฐอเมริกา (American Academy of Periodontology : AAP) ในปี 1999⁽²⁾ โดยมีข้อสรุปในการแบ่งประเภทของโรคออกเป็น 8 ชนิด ดังนี้

Diagnosis and classification

1. Gingival diseases
 - 1.1 Plaque induced
 - 1.2 Non-plaque induced
2. Chronic periodontitis
 - 2.1 Localized
 - 2.2 Generalized
3. Aggressive periodontitis
 - 3.1 Localized
 - 3.2 Generalized
4. Periodontitis as a manifestation of systemic disease
5. Necrotizing periodontal diseases
6. Abscesses of the periodontium
7. Periodontitis associated with endodontic lesions
8. Developmental or acquired deformities and conditions

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะมุ่งเน้นไปยังการวินิจฉัยแยกโรคของโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบเป็นสำคัญ

โรคเหงือกอักเสบ

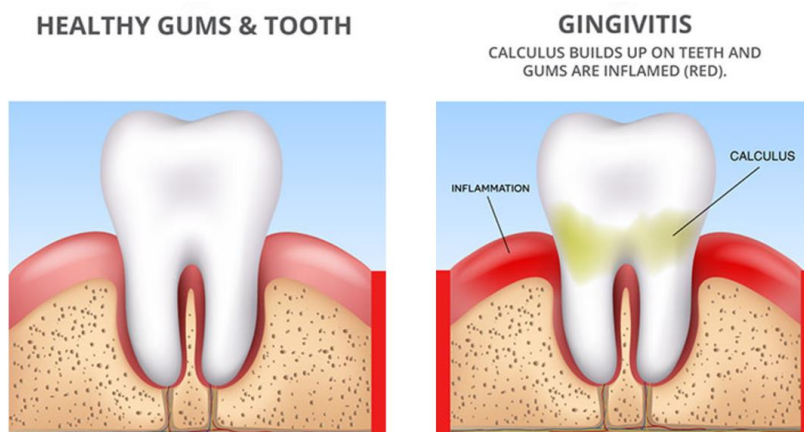
รอยโรคที่เกิดกับเหงือกจะแบ่งออกเป็น 2 ชนิดใหญ่ๆ ก็คือ ชนิดที่เกิดจากการเหนียวนำของคราบจุลินทรีย์ กับชนิดที่ไม่ได้เกิดจากการเหนียวนำของคราบจุลินทรีย์ ซึ่งชนิดที่เกิดจากการเหนียวนำของคราบจุลินทรีย์ อาจจะมีหรือไม่มีปัจจัยเฉพาะที่ ปัจจัยของโรคทางระบบหรือยาบางชนิดมาร่วมก็ได้ ลักษณะโดยทั่วไปก็คือจะไม่มี การสูญเสียระดับการยึดเกาะของเนื้อเยื่อปริทันต์ (Clinical attachment level) ในกรณีที่เป็นชนิดที่ไม่ได้เกิดจากการเหนียวนำของคราบจุลินทรีย์ นั้นมีสาเหตุได้หลายประการ เช่น เกิดจากการติดเชื้อแบคทีเรีย เชื้อรา หรือเชื้อไวรัสที่เป็นชนิดจำเพาะ เกิดจากสาเหตุทางพันธุกรรม โรคทางระบบ หรือเป็นปฏิกิริยาต่อสิ่งแปลกปลอม เป็นต้น โดยลักษณะของโรคเหงือกอักเสบที่เกิดจากคราบจุลินทรีย์ จะมีลักษณะทางคลินิกและภาพถ่ายรังสี ดังต่อไปนี้ เช่น ตรวจพบแผ่นคราบจุลินทรีย์ที่ขอบเหงือก มีการเปลี่ยนแปลงของสีและรูปร่าง

ของเหงือก (ภาพประกอบ 1) เหงือกมีเลือดออกเมื่อตรวจด้วยเครื่องมือตรวจปริทันต์ ไม่มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์ ไม่มีการสูญเสียกระดูกเบ้าฟัน (ภาพประกอบ 2) เหงือกสามารถกลับคืนสู่สภาพปกติ เมื่อกำจัดแผ่นคราบจุลินทรีย์ออก ภาพรังสีของตัวฟัน รากฟัน ช่องเอ็นยึดปริทันต์ (Periodontal ligament space) และกระดูกเบ้าฟัน จะมีลักษณะปกติเป็นส่วนใหญ่ (ภาพประกอบ 3) โดยบางบริเวณอาจพบเงาที่บ่งชี้ของสันกระดูกเบ้าฟันขาดหายหรือช่องเอ็นยึดปริทันต์ มีเงาโปร่งรังสีกว้างกว่าปกติได้



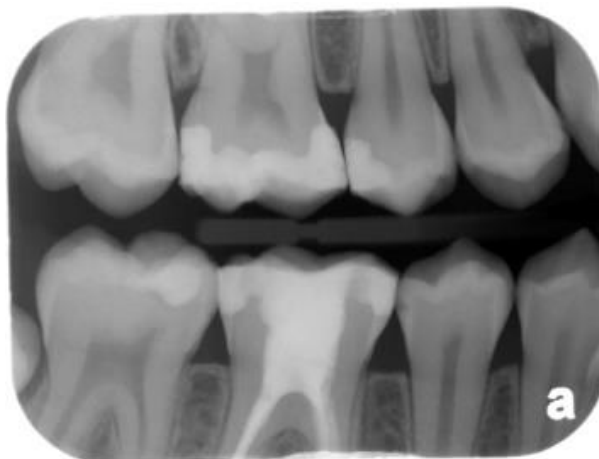
ภาพประกอบ 1 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสีและรูปร่างของเหงือกที่มีการอักเสบ (ซ้าย) เทียบกับ เหงือกในสภาวะ ปกติ (ขวา)

ที่มา: <https://www.dentistcorpuschristitexas.com/periodontal-disease-stages/>



ภาพประกอบ 2 แสดงให้เห็นถึงรอยโรคเหงือกอักเสบที่ไม่มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะของ
อวัยวะปริทันต์ไม่มีการสูญเสียกระดูกเบ้าฟัน (ขวา) เมื่อเทียบกับสภาวะเหงือกปกติ (ซ้าย)

ที่มา: <http://www.howardbeachdental.com/blog/gum-disease-gingivitis-vs-periodontitis>



ภาพประกอบ 3 แสดงภาพรังสีของตัวฟัน รากฟัน ช่องเอ็นยึดปริทันต์ (Periodontal ligament space) และกระดูกเบ้าฟัน จะมีลักษณะปกติเป็นส่วนใหญ่

ที่มา: <https://www.2thdrmark.com/single-post/2017/05/22/Radiation-and-Dental-X-Rays>

โรคปริทันต์อักเสบ

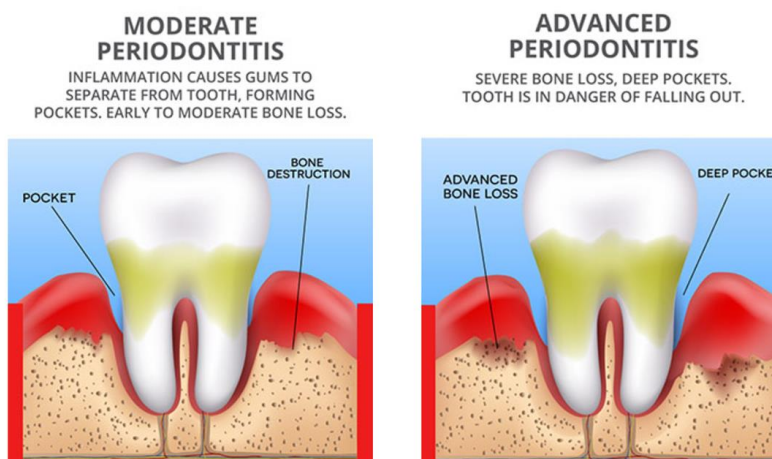
โรคปริทันต์อักเสบชนิดเรื้อรัง ส่วนมากมักพบในผู้ใหญ่ แต่ก็สามารถเกิดขึ้นในเด็กและวัยรุ่นได้ โดยที่ความรุนแรงของโรคจะสัมพันธ์กับการที่มีปัจจัยเฉพาะที่ (Local factor) มักพบว่ามีหินน้ำลายใต้เหงือก โดยทั่วไปการลุกลามของโรคอยู่ในระดับเข้าถึงปานกลาง (ภาพประกอบ 4) แต่ก็อาจมีช่วงที่ลุกลามรวดเร็วได้จากปัจจัยของภาวะทางระบบ เช่น โรคเบาหวาน (Diabetes mellitus) การติดเชื้อเอชไอวี (HIV infection) การสูบบุหรี่และภาวะเครียดของอารมณ์ พบว่ามีความเกี่ยวข้องกับการมีปัจจัยชักนำเฉพาะที่ (Local contributing factors) เช่น ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับฟัน (Tooth-related factors) หรือ ปัจจัยที่เกิดจากผู้ให้การรักษา (Iatrogenic factors) พบเชื้อจุลินทรีย์ก่อโรคหลายกลุ่ม พบว่าการเกิดร่องลึกปริทันต์และการสูญเสียระดับการยึดเกาะทางคลินิกของอวัยวะปริทันต์ (ภาพประกอบ 5) ในส่วนของภาพรังสีนั้น มีลักษณะแตกต่างกันไปตามความรุนแรงของโรค คือ เงามที่รังสีบางๆ ของสันกระดูกเบ้าฟันเลื่อนหายไป แนวของสันกระดูกเบ้าฟันห่างจากเส้นโยงระหว่างรอยต่อของชั้นเคลือบฟันกับชั้นเคลือบรากฟัน (Cemento-enamel junction) ของฟันข้างเคียงมากกว่า 2 มิลลิเมตร ส่วนเงาที่บั้งสีบางๆ ของผิวกระดูกเบ้าฟันไม่

ติดต่อกัน นอกจากนี้ความกว้างของช่องเอ็นยึดปริทันต์จะกว้างมากกว่าปกติ และยังพบความ
วิการของกระดูกเบ้าฟัน ได้แก่การละลายตามแนวนอนและแนวตั้งของกระดูกผนังกันกระดูกเบ้า
ฟันครึ่งซีก และความวิการที่จุดแยกรากฟันได้ (ภาพประกอบ 6) ในกรณีที่มีฝีปริทันต์ (Periodontal
abscess) จะพบเงาโปร่งรังสีที่ด้านข้างของรากฟัน



ภาพประกอบ 4 แสดงลักษณะทางคลินิกของโรคปริทันต์อักเสบ จะพบว่า มีหินน้ำลายทั้งใต้เหงือก
และเหนือเหงือก มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะทางคลินิกของอวัยวะปริทันต์

ที่มา: <https://www.topdoctors.mx/en/articulos-medicos/periodontitis-causas-y-tratamiento>



ภาพประกอบ 5 แสดงหินน้ำลายใต้เหงือก การเกิดร่องลึกปริทันต์ มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์รวมทั้งมีการทำลายของกระดูกเบ้าฟัน

ที่มา: <http://www.howardbeachdental.com/blog/gum-disease-gingivitis-vs-periodontitis>



ภาพประกอบ 6 แนวของสันกระดูกเบ้าฟันห่างจากเส้นโยงระหว่างรอยต่อของชั้นเคลือบฟันกับชั้นเคลือบรากฟัน (Cemento-enamel junction) ของฟันข้างเคียงมากกว่า 2 มิลลิเมตร (ก) และแสดงความวิการบริเวณแยกรากฟันและการละลายตามแนวนอนและแนวตั้งของกระดูกผนังกันกระดูกเบ้าฟันครึ่งซีก (ข)

ที่มา: <https://monroectdentist.com/know-gum-disease/>

โรคปริทันต์อักเสบเรื้อรัง สามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิด โดยพิจารณาจากจำนวนของตำแหน่ง (site) ที่เป็นโรค ได้แก่

1. โรคปริทันต์อักเสบเรื้อรังเฉพาะที่ (Localized chronic periodontitis) มีตำแหน่งที่เป็นโรคไม่เกินร้อยละ 30 ของตำแหน่งที่ตรวจ
2. โรคปริทันต์อักเสบเรื้อรังทั่วปาก (Generalized chronic periodontitis) มีตำแหน่งที่เป็นโรคมากกว่าร้อยละ 30 ของตำแหน่งที่ตรวจ

นอกจากนี้ยังสามารถจำแนกโรคตามระดับความรุนแรงของโรค โดยพิจารณาจากการสูญเสียระดับการยึดเกาะทางคลินิก (Clinical attachment loss : CAL) ดังนี้

1. โรคปริทันต์อักเสบเรื้อรังระดับเล็กน้อย (Mild chronic periodontitis) มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะ 1-2 มิลลิเมตร
2. โรคปริทันต์อักเสบเรื้อรังระดับปานกลาง (Moderate chronic periodontitis) มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะ 3-4 มิลลิเมตร
3. โรคปริทันต์อักเสบเรื้อรังระดับรุนแรง (Severe chronic periodontitis) มีการสูญเสียระดับการยึดเกาะ 5 มิลลิเมตรขึ้นไป

ปัจจัยเสี่ยงที่ก่อให้เกิดโรคปริทันต์

1. ปัจจัยเสี่ยงที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ (Modifiable risk factors)

1.1 เชื้อจุลินทรีย์กับโรคปริทันต์ (Microorganisms and Periodontal Disease)

แบคทีเรียที่สามารถพบได้ในช่องปากมีมากถึง 700 กว่าชนิด ซึ่งสามารถพบแบคทีเรียได้ถึง 400 ชนิดในคราบจุลินทรีย์ใต้เหงือก⁽⁸⁾ แต่มีเพียงไม่กี่ชนิดที่เกี่ยวข้องกับการก่อโรคและการดำเนินของโรค คราบจุลินทรีย์ที่อยู่ใต้เหงือกบริเวณที่ลึกๆ จะพบว่ามีเชื้อแบคทีเรียรูปแท่งชนิดแกรมลบไม่ใช้ออกซิเจนเป็นหลักร่วมกับสไปโรคีต ได้แก่ *Porphyromonas gingivalis*⁽⁹⁾, *Aggregatibacter actinomycetemcomitans*⁽¹⁰⁾, *Bacteroides forsythus*, *Prevotella intermedia* และ *Fusobacterium nucleatum*⁽¹¹⁾

1.2 การสูบบุหรี่ (Tobacco smoking)

มีหลักฐานจากงานวิจัยหลายชิ้นแสดงให้เห็นว่ามีอุบัติการณ์การเกิดโรคปริทันต์อักเสบในผู้ที่สูบบุหรี่สูง แต่อย่างไรก็ตาม ในผู้ที่สูบบุหรี่ที่มีอาการของโรคปริทันต์อักเสบ มักแสดงอาการอักเสบทางคลินิกน้อยกว่าเมื่อเทียบกับคนที่เป็นโรคปริทันต์ที่ไม่ได้สูบบุหรี่⁽¹²⁾ เนื่องมาจากสารนิโคตินทำให้เกิดการหดตัวของหลอดเลือดและลดการไหลเวียนของเลือดและการบวม ลดอาการแสดงของการอักเสบ⁽¹³⁾

1.3 โรคเบาหวาน (Diabetes Mellitus)

ผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานแต่ไม่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคเบาหวาน หรือเป็นโรคเบาหวานทั้งชนิดที่หนึ่งและชนิดที่สองแต่ไม่สามารถควบคุมระดับน้ำตาลให้อยู่ในเกณฑ์ได้ เป็นกลุ่มที่มีความเสี่ยงสูงต่อการเกิดโรคปริทันต์อักเสบ มีหลายการศึกษาที่พบว่ามีความสัมพันธ์กันระหว่างโรคเบาหวานและความเสี่ยงที่เพิ่มขึ้นของการติดเชื้อในช่องปากรวมทั้งโรคปริทันต์อักเสบ โรคจะดำเนินไปอย่างรวดเร็วในผู้ป่วยที่ควบคุมระดับน้ำตาลได้ไม่ดี ในทางกลับกันถ้าผู้ป่วยสามารถควบคุมระดับน้ำตาลได้ดี ก็จะสามารถรักษาสุขภาพของเนื้อเยื่อปริทันต์ได้ดี และตอบสนองต่อการรักษาโรคปริทันต์ได้ดี⁽¹⁴⁾

1.4 โรคหลอดเลือดหัวใจ (Cardiovascular disease)

โรคปริทันต์สามารถเป็นปัจจัยชักนำให้เกิดโรคเกี่ยวกับระบบหลอดเลือดได้ เนื่องจากเป็นแหล่งของเชื้อจุลินทรีย์ชนิดที่พบได้เหงือกจำนวนมาก⁽¹⁵⁾ โดยที่เป็นที่ทราบกันดีว่าเชื้อแบคทีเรียจากโรคเหงือกและโรคฟันผุ จัดเป็นสาเหตุปฐมภูมิของการเกิดภาวะติดเชื้อของเยื่อหุ้มหัวใจ (Infective endocarditis)⁽¹⁶⁾

1.5 ความผิดปกติที่เกิดจากการเหนี่ยวนำของยา (Drug-Induced Disorders)

ยาบางชนิดสามารถเป็นปัจจัยร่วมในการก่อให้เกิดโรคปริทันต์ได้ เช่น กลุ่มยากันชัก กลุ่มยา calcium channel-blocker ยาต้านจุลชีพกลุ่ม cyclosporine ซึ่งส่งผลเหนี่ยวนำให้เกิดการโตเกินของเหงือก (gingival overgrowth)^(17, 18)

1.6 ความเครียด (stress)

ความเครียดมีความสัมพันธ์กับการที่มีสุขภาพช่องปากไม่ดี เพิ่มการหลั่ง glucocorticoid ซึ่งจะลดการทำงานของระบบภูมิคุ้มกัน เพิ่มการต้านทานต่ออินซูลิน (Insulin)

1.7 ความอ้วน (obesity)

มีการศึกษาพบว่า ในกลุ่มวัยรุ่น มีพฤติกรรมในการบริโภคอาหารกลุ่มผักและผลไม้ลดลง ลดการบริโภคอาหารที่มีแคลเซียม จะมีอัตราการเกิดโรคปริทันต์สูงกว่ากลุ่มที่ได้รับการบริโภควิตามินซีและแคลเซียมอย่างพอเพียง⁽¹⁹⁾

2. ปัจจัยที่ไม่สามารถปรับเปลี่ยนได้ (Non-modifiable risk factors)

2.1 ภาวะโรคกระดูกพรุน (Osteoporosis)

มีการศึกษาพบว่า โรคกระดูกพรุนมีความสัมพันธ์กับการละลายตัวของกระดูก เบ้าฟันและความชุกของการเกิดโรคปริทันต์อักเสบในหญิงวัยหลังหมดประจำเดือน⁽²⁰⁾

2.2 ความผิดปกติของระบบเลือด

ในผู้ป่วยโรคมะเร็งเลือดขาวชนิดเฉียบพลัน จะมีอาการแสดงที่ชัดเจนอย่างหนึ่งคือการเกิดสภาวะเลือดออกของเนื้อเยื่อเหงือกที่โตเกิน (Hemorrhagic gingival overgrowth) โดยที่จะมีหรือไม่มีการตายของเนื้อเยื่อร่วมด้วยก็ได้ แต่ในกรณีที่เป็นชนิดเรื้อรังจะมีอาการรุนแรงน้อยกว่า⁽²¹⁾

2.3 การตอบสนองของระบบภูมิคุ้มกัน

โรคปริทันต์อักเสบชนิดเรื้อรังมีความสัมพันธ์กันกับปัจจัยจากตัวเชื้อจุลินทรีย์และจากระบบภูมิคุ้มกันของร่างกาย Marcaccini และคณะ⁽²²⁾ พบว่ามีการเพิ่มขึ้นของระดับ MMP-8 และ MMP-9 ในกระแสเลือดของผู้ที่เป็นโรคปริทันต์อักเสบเรื้อรัง ซึ่งสัมพันธ์กับโรคทางระบบที่สำคัญคือโรคหลอดเลือดหัวใจ

จากการศึกษาทางระบาดวิทยาในช่วงปี 1990-2010 พบว่า โรคปริทันต์อักเสบรุนแรง (Severe periodontitis) มีความชุกของโรคเป็นลำดับที่หก และนอกจากนั้นยังพบอีกว่า อัตราการเกิดโรคปริทันต์เพิ่มขึ้นถึง 57.3% จากช่วงปี 1990 ถึงปี 2010⁽²³⁾ อีกทั้งยังมีการศึกษาพบว่าโรคปริทันต์เป็นสาเหตุหลักของการสูญเสียฟันในวัยผู้ใหญ่ ทำให้มีความเสี่ยงที่จะเกิดภาวะไร้ฟัน (Edentulism) มีปัญหาต่อระบบบดเคี้ยว ส่งผลต่อสภาวะสารอาหารและคุณภาพชีวิต⁽²⁴⁾ นอกจากนี้

จะส่งผลกระทบต่อสุขภาพช่องปากและสุขภาพโดยรวมของร่างกายแล้วยังส่งผลในแง่ของเศรษฐกิจและสังคมอีกด้วย โดยที่ผู้ป่วยที่สูญเสียฟันจากสภาวะโรคปริทันต์จะต้องทำการรักษาโรคปริทันต์และทำฟันเทียมเพื่อชดเชยฟันที่สูญเสียไป⁽²⁵⁾

โรคปริทันต์อักเสบนั้นสามารถป้องกันได้ สามารถวินิจฉัยได้ตั้งแต่เริ่มมีอาการ และสามารถรักษาได้ผลสำเร็จที่ดี หากได้รับการรักษาที่ถูกต้องเหมาะสมและสามารถควบคุมปัจจัยเสี่ยงต่างๆ ได้ ในแง่ของการป้องกันโรคปริทันต์อักเสบนั้นเป็นหัวใจสำคัญของการส่งเสริมสุขภาพ โดยต้องมีการจัดการกับสภาวะเหงือกอักเสบอย่างเหมาะสม และสนับสนุนให้เกิดการดำเนินชีวิตอย่างใส่ใจสุขภาพ ทั้งในแง่ของประชากรภาพรวมและในระดับปัจเจกบุคคล⁽²⁶⁾ ส่วนในแง่ของการรักษานั้น มีเป้าหมายเพื่อควบคุมโรคเหงือกอักเสบและโรคปริทันต์อักเสบไม่ให้เกิดการลุกลามของโรคจนนำไปสู่การสูญเสียฟัน คงสภาพการทำงานของระบบบดเคี้ยว และส่งเสริมให้คุณภาพชีวิตดีขึ้น แต่การจะให้การรักษาที่ถูกต้องเหมาะสมแก่ผู้ป่วยแต่ละรายนั้นต้องได้รับการวินิจฉัย และการพยากรณ์โรคที่ถูกต้องเสียก่อน เพราะการรักษาโรคปริทันต์อักเสบให้ได้ผลดี มีประสิทธิภาพนั้น ต้องอาศัยความชำนาญเฉพาะทางของผู้ทำการรักษาด้วย

ในการวินิจฉัยโรคปริทันต์อักเสบนั้น ทำได้ง่ายด้วยการตรวจอวัยวะปริทันต์แบบทั้งปาก โดยอาศัยเครื่องมือตรวจปริทันต์เป็นหลัก การที่สามารถวินิจฉัยได้อย่างรวดเร็ว ตั้งแต่รอยโรคที่ยังไม่รุนแรง ก็จะสามารถทำให้วางแผนการรักษาและทำการรักษาได้อย่างทันทั่วถึง ลดอัตราการลุกลามของโรคที่จะนำไปสู่การสูญเสียฟันในอนาคตได้ นอกจากนั้นแล้วยังต้องทำการประเมินปัจจัยเสี่ยงที่จะส่งเสริมให้เกิดโรคปริทันต์ แล้วทำการกำจัดหรือควบคุมปัจจัยเหล่านั้น ไม่ให้ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการรักษา เช่นโรคทางระบบต่างๆ การสูบบุหรี่ เป็นต้น

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence)

ปัญญาประดิษฐ์คืออะไร

ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา ความก้าวหน้าทางวิทยาศาสตร์ในด้านอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์ได้มีความรวดเร็วไปอย่างมาก มีการพัฒนาเครื่องมือและอุปกรณ์เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานในศาสตร์สาขาต่างๆ อย่างกว้างขวาง ดังนั้นเราจะได้ยินคำว่า AI หรือ Artificial Intelligence หรือปัญญาประดิษฐ์ กันจนคุ้นชิน AI นั้นก็คือความฉลาดหรือความรู้ที่สร้างขึ้นมาจากสิ่งที่ไม่มีชีวิต ซึ่งรวบรวมหลายๆ สิ่งไว้ในนั้น เพื่อให้ตอบสนองความต้องการของมนุษย์ ให้สามารถคิดและเป็นผู้ช่วยในด้านต่างๆ อาทิเช่น ระบบนำทางรถยนต์ไร้คนขับ ผู้ช่วยอัจฉริยะในสมาร์ทโฟน

มีการให้คำนิยามของปัญญาประดิษฐ์ผ่านมุมมอง 2 มุม ก็คือ

1.ระหว่างนิยามที่เน้นระบบที่เลียนแบบมนุษย์ กับนิยามที่เน้นระบบที่มีเหตุผล (แต่ไม่จำเป็นต้องเหมือนมนุษย์)

2.ระหว่างนิยามที่เน้นความคิดเป็นหลักกับนิยามที่เน้นการกระทำเป็นหลัก

ปัญญาประดิษฐ์สามารถแบ่งนิยามการเรียนรู้ได้เป็น 4 กลุ่ม

1.ระบบที่คิดเหมือนมนุษย์ (Systems that think like humans)

ในปี 1985 Haugeland⁽²⁷⁾ กล่าวว่า ปัญญาประดิษฐ์ คือ ความพยายามใหม่ อันน่าตื่นเต้นที่จะทำให้คอมพิวเตอร์คิดได้ เป็นเครื่องจักรกลที่มีสติปัญญาอย่างครบถ้วนและแท้จริง ซึ่งต้องมีการเรียนรู้ก่อนว่า มนุษย์มีกระบวนการคิดอย่างไร ซึ่งการวิเคราะห์ลักษณะการคิดของมนุษย์นั้นเป็นศาสตร์ด้านวิทยาศาสตร์การรับรู้ (Cognitive science) เช่น การศึกษาโครงสร้างสามมิติของเซลล์สมอง การแลกเปลี่ยนประจุไฟฟ้าระหว่างเซลล์สมอง การวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงทางเคมีไฟฟ้าในร่างกายระหว่างการคิด

2.ระบบที่กระทำเหมือนมนุษย์ (Systems that act like humans)

ในปี 1991 Rich และ Knight⁽²⁸⁾ กล่าวว่า ปัญญาประดิษฐ์ คือ การศึกษาวิธีทำให้คอมพิวเตอร์กระทำในสิ่งที่มนุษย์ทำได้ดีกว่าในขณะนั้น เช่น การสื่อสารได้ด้วยภาษาที่มนุษย์ใช้ มีประสิทธิภาพคล้ายมนุษย์ เคลื่อนไหวได้คล้ายมนุษย์ มีการเรียนรู้ได้เหมือนมนุษย์

3.ระบบที่คิดอย่างมีเหตุผล (Systems that think rationally)

ในปี 1992 Winston⁽²⁹⁾ กล่าวว่า ปัญญาประดิษฐ์ คือ การศึกษาวิธีการคำนวณที่สามารถรับรู้ ใช้เหตุผล และนำมากระทำได้ การคิดอย่างมีเหตุผลก็คือการใช้หลักตรรกศาสตร์ในการคิดหาคำตอบอย่างมีเหตุผล เช่น ระบบผู้เชี่ยวชาญ

4.ระบบที่กระทำอย่างมีเหตุผล (Systems that act rationally)

ในปี 1998 Poole⁽³⁰⁾ และคณะ กล่าวว่า ปัญญาประดิษฐ์ คือ การศึกษาเพื่อออกแบบเอเจนต์ที่มีปัญญา ก็คือโปรแกรมที่มีความสามารถในการกระทำหรือเป็นตัวแทนในระบบอัตโนมัติต่างๆ สามารถกระทำอย่างมีเหตุผลเพื่อบรรลุเป้าหมายที่ตั้งไว้

ซึ่งในปัจจุบัน งานวิจัยหลักๆที่เกี่ยวข้องกับปัญญาประดิษฐ์ จะมีแนวคิดในรูปแบบที่เน้นเหตุผลเป็นหลัก (ตามนิยามการเรียนรู้กลุ่มที่ 3) เนื่องจากการนำปัญญาประดิษฐ์ไปประยุกต์ใช้แก้ปัญหาไม่จำเป็นต้องอาศัยอารมณ์ หรือความรู้สึกของมนุษย์ ระบบปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถคิดอย่างมีเหตุผลได้นั้น จะต้องทำให้เกิดการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) โดยเครื่องจักรนั้นคือโปรแกรมคอมพิวเตอร์

การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning)

การเรียนรู้ของเครื่องจักรเป็นการใช้ชุดคำสั่งในการแยกแยะและวิเคราะห์ข้อมูล เรียนรู้จากข้อมูลนั้นเพื่อสร้างโมเดลในการตัดสินใจ หรือคาดการณ์เกี่ยวกับบางสิ่งบางอย่าง แทนที่จะเขียนโค้ดเป็นชุดคำสั่งให้ปฏิบัติตามขั้นตอนที่กำหนดไว้ แต่จะทำการฝึก (Trained) โดยใช้ชุดข้อมูลขนาดใหญ่ในการเรียนรู้ที่จะปฏิบัติงานนั้นๆ การที่จะสอนให้เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้นั้นมีเทคนิคต่างๆ มากมาย สามารถแบ่งได้เป็น 3 วิธีหลักคือ⁽³¹⁾

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้สอนนั้นต้องการชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตเป้าหมายเป็นชุดฝึกสอนควบคู่ (training pair) โดยปกติการสอนโครงข่ายนั้นจะใช้ชุดฝึกสอนควบคู่กันหลายชุด ในระหว่างการสอนโครงข่ายจะเกิดเอาต์พุตจริงซึ่งแตกต่างจากเอาต์พุตเป้าหมาย ทำให้ได้ค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาด โดยโครงข่ายจะเรียนรู้ข้อมูลทั้งสองโดยการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความแตกต่างหรือค่าความผิดพลาดระหว่างค่าตัวแปรเอาต์พุตของโครงข่ายกับค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการให้น้อยที่สุด การปรับค่าน้ำหนักจะปรับทีละน้อยๆ โดยกระบวนการทำซ้ำกับข้อมูลทีละชุด จนกระทั่งค่าน้ำหนักในโครงข่ายลู่เข้า ซึ่งทั้งหมดนี้เรียกว่า การเรียนรู้ จากนั้นเมื่อเราป้อนข้อมูลอินพุตล่าสุดซึ่งเป็นข้อมูลชุดใหม่ก็จะได้ค่าตัวแปรเอาต์พุตของโครงข่าย เมื่อโครงข่ายทำการเรียนรู้แล้วก็จะป้อนข้อมูลอินพุตล่าสุดให้กับโครงข่าย เพื่อที่จะหาค่าตัวแปรของเอาต์พุต ซึ่งคือ ค่าผลการทำนายหรือระบุค่าหรือวลีสำคัญ

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนั้นได้ถูกพัฒนาเพื่อให้ใกล้เคียงกับระบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มากยิ่งขึ้น โดยจะมีเพียงชุดข้อมูลอินพุตเท่านั้น จากนั้น กระบวนการเรียนรู้จะใช้หลักทางสถิติ โดยหาค่าสถิติของชุดฝึกสอน และทำการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นระดับต่างๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะหาค่าเอาต์พุตเองจากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

3. การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning)

คอมพิวเตอร์มีปฏิสัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา โดยคอมพิวเตอร์จะต้องทำงานบางอย่าง เช่น ขับรถ โดยที่ไม่มีผู้สอนคอยบอกอย่างจริงจังว่าวิธีการที่ทำอยู่นั้นเข้าใกล้เป้าหมายแล้วหรือไม่ ตัวอย่างเช่น การเรียนรู้เพื่อเล่นเกม ลักษณะเหมือนการลองผิดลองถูกแบบหนึ่ง ผลของการลองในแต่ละครั้งเรียกว่า รางวัล (reward) เช่น ถ้าลองแล้วถูกต้องจะได้ รางวัล

เป็น 1 แต่ถ้าลองแล้วผิด จะได้ รางวัล เป็น 0 ซึ่งค่าของ รางวัล นี้จะถูกป้อนกลับเข้าไปเป็นอินพุตของการเรียนรู้รอบถัดไป และทำซ้ำเรื่อยๆ จนได้ผลที่ต้องการ

ในการศึกษานี้เป็นการศึกษาโดยใช้ภาพถ่ายรังสีเป็นประชากร เพื่อทำการวินิจฉัยแยกโรค หรือ การแยกกลุ่มโรคชนิดต่างๆออกจากกัน ดังนั้น การที่จะแยกหมวดหมู่ของภาพ (Classification) นั้นจะต้องอาศัยโปรแกรมที่มีความสามารถในการวิเคราะห์ภาพที่ซับซ้อน การที่จะทำให้โปรแกรมคอมพิวเตอร์มีความสามารถเช่นนี้ได้จะต้องทำให้เกิดการเรียนรู้ของเครื่องที่เรียกว่า การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)

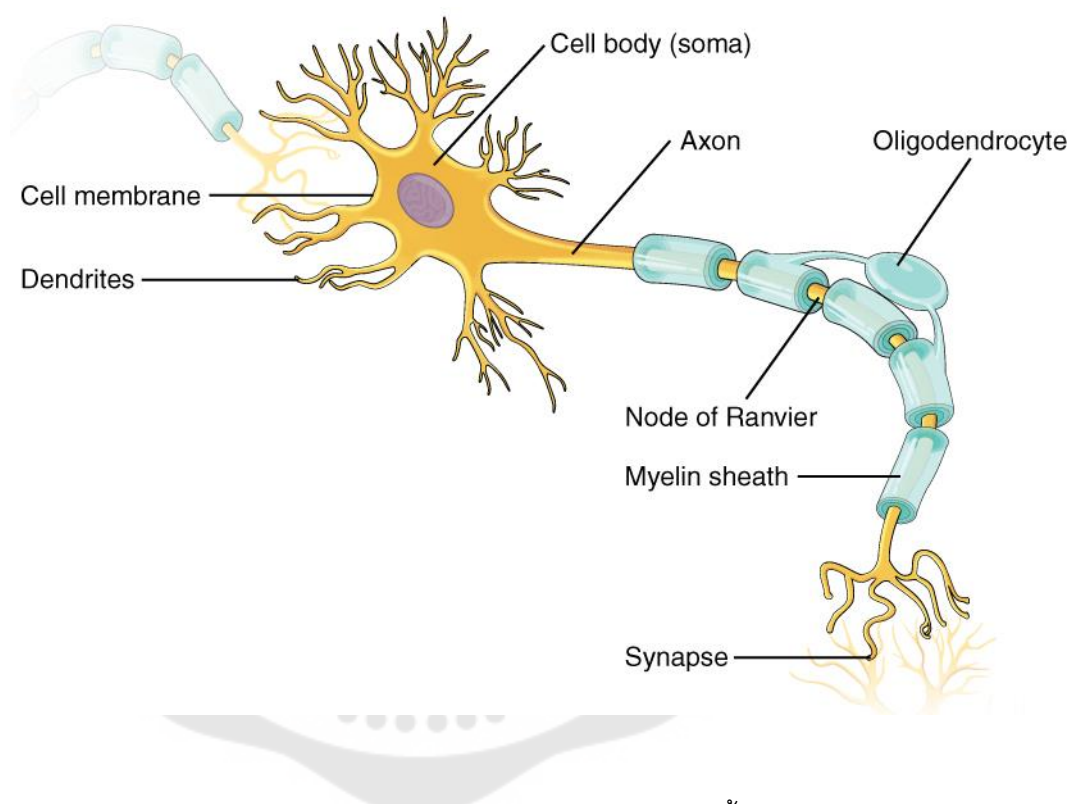
การเรียนรู้เชิงลึกนั้นจัดเป็นสาขาหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) ใช้กลไกแบบลำดับชั้น ด้วยกลุ่มอัลกอริทึมหรือสมการทางคณิตศาสตร์ที่นำมาแก้ไขปัญหาด้านการประมวลผล สามารถทำงานได้ทั้งแบบมีผู้สอนและไม่มีผู้สอน คือ การอาศัยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neuron network) หรือ ANN ซึ่งเป็นส่วนที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (neuron) และแต่ละเซลล์จะถูกเชื่อมโยงกันเป็นโครงข่าย ซึ่งในซอฟต์แวร์จะเรียกนิรอน ว่า โหนด (node) และแต่ละโหนดจะถูกแบ่งออกเป็นชั้น (layer)⁽³²⁾

โดยโครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก ก็จะประกอบไปด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโหนดหลายชั้น และใช้การประมวลผลแบบขนาน (Parallel processing) ทำให้สามารถประมวลผลได้ครั้งละจำนวนมาก ช่วยให้การเรียนรู้ของเครื่องสามารถให้ผลลัพธ์ในการตัดสินใจและคาดการณ์ได้ดีมากยิ่งขึ้น

การเรียนรู้เชิงลึกถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานต่างๆมากมาย เช่น การแยกแยะใบหน้า การแยกวัตถุที่ไม่ใช่คน การประมวลผลเสียงพูดตามธรรมชาติ แปลภาษาหรือใช้เป็นส่วนหนึ่งในระบบรถยนต์ไร้คนขับ เป็นต้น⁽³³⁾ โดยในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีพื้นฐานมาจากนิรอนที่เป็นของจริงในสมองมนุษย์ นิรอนหรือเซลล์ประสาทในสมองนั้นจะมีหน้าที่หลัก 2 ประการ คือ การคำนวณ และทำการส่งผลที่ได้จากการคำนวณไปยังอีกปลายหนึ่งของเซลล์ประสาทอย่างรวดเร็ว เพื่อให้สามารถส่งผลดังกล่าวไปยังเซลล์อื่นๆ ได้อย่างทันทั่วทั้งที่ ซึ่งทั้งหมดนี้จะทำงานโดยอาศัยหลักการทางไฟฟ้า โดยรูปร่างลักษณะของนิรอนในสมองมนุษย์นั้นดังแสดงในภาพประกอบ 7 มีลักษณะคล้ายกับต้นไม้ที่ปราศจากใบ ที่แต่ละกิ่งและรากที่เชื่อมโยงกันด้วยลำต้น โดยส่วนประกอบการทำงานหลักของข่ายประสาทคือเซลล์ประสาท และกลุ่มเซลล์ประสาท

นั้นจะมีการรับรู้ โดยมีการทำงานคือจะรับอินพุต (Input) จากแหล่งต่างๆ นำมารวมเข้าด้วยกัน และมีการทำงานในแบบไม่เป็นเส้นตรง (Non-Linear) และส่งเอาต์พุต (Output) สุดท้ายออกมา

มนุษย์นั้นมีความซับซ้อนในกระบวนการคิดซ้ำ ทำให้เซลล์ประสาทมีความหลากหลายเป็นอย่างมาก อย่างไรก็ตามเซลล์ประสาทตามธรรมชาติทั้งหมดมีส่วนประกอบพื้นฐาน 4 ส่วนเหมือนกัน ส่วนประกอบเหล่านี้เรียกตามชื่อทางชีววิทยาว่า เดนไดรต์ (Dendrites) โซมา (Soma) แอ็กซอน (Axon) และซินแนปส์ (Synapses)



ภาพประกอบ 7 แสดงความสัมพันธ์ของระบบประสาททั้ง 4 ส่วน

ที่มา: <http://oerpub.github.io/epubjs-demo-book/content/m46509.xhtml>

เดนไดรต์เป็นส่วนขยายหรือส่วนต่อของโซมา ซึ่งมีลักษณะคล้ายขนซึ่งทำหน้าที่เหมือนเป็นช่องทางนำเข้าของค่าอินพุต และเดนไดรต์จะทำการรับอินพุตผ่านซินแนปส์ของเซลล์ประสาทอื่น โดยโซมาจะคอยประมวลผลสัญญาณไฟฟ้าที่รับเข้ามาตลอดเวลา แล้วส่งผลการทำงานเป็นเอาต์พุตออกไปให้เซลล์ประสาทอื่น โดยส่งผ่านทางแอ็กซอนและซินแนปส์

การเรียนรู้และความทรงจำเป็นคุณสมบัติที่สำคัญที่สุดในการนำมาใช้งาน การเรียนรู้ของมนุษย์ไม่ได้เกิดจากการเปลี่ยนแปลงทางเคมีชีวภาพเพียงอย่างเดียว แต่ต้องมีการเปลี่ยนแปลงทางด้านกายวิภาค (anatomical alterations) ควบคู่ไปด้วย ซึ่งการเปลี่ยนแปลงทางกายวิภาคนี้จะไม่เกิดกับนิวรอนหรือซินแนปส์เพียงตัวเดียวหรือจุดเดียว คือ จะเกิดกับหลายๆนิวรอนพร้อมๆกัน เมื่อถึงเวลาหนึ่งนิวรอนจะหมดหน้าที่ไป แต่การลบเลือนของความทรงจำจะไม่เหมือนกับการสลายไปของนิวรอน นิวรอนตัวหนึ่งจะร่วมงานกับนิวรอนอีกหลายตัวเพื่อก่อให้เกิดรูปแบบของความทรงจำสำหรับเรื่องใดเรื่องหนึ่งขึ้นในสมอง หมายความว่าความจำในเรื่องหนึ่งๆ มักเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของนิวรอนหลายๆตัว และจะเกิดในส่วนใดส่วนหนึ่งของสมอง โดยแต่ละส่วนของสมองจะแบ่งหน้าที่และความถนัดในเรื่องที่แตกต่างกันออกไป

นิวรอนเหล่านี้คือ รากฐานระบบประสาทของมนุษย์รวมทั้งการทำหน้าที่ในด้านการคิดคำนึงต่างๆ ด้วย โดยจำนวนนิวรอนที่มีอยู่ในสมองมนุษย์นั้นมีอยู่เป็นจำนวนมาก โดยนิวรอนแต่ละตัวจะเชื่อมโยงกับนิวรอนตัวอื่นอีกนับพันตัว และเชื่อกันว่าความรู้ทั้งหมดของมนุษย์นั้นจะเก็บไว้ในจุดเชื่อมโยง (connections) ต่างๆ โดยขึ้นอยู่กับความเข้มข้นของการเชื่อมโยงด้วย สิ่งเหล่านี้ทำให้มนุษย์สามารถเรียน คิด จดจำ หรือระลึกถึงสิ่งที่จำไว้ เพื่อที่จะสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างฉับพลัน จึงเป็นความมหัศจรรย์ที่คอมพิวเตอร์ไม่สามารถทำได้

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neuron network)

1. คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีคุณสมบัติที่เทียบเท่ากับสมองมนุษย์ ในด้านการเรียนและจดจำ เช่น สมองมนุษย์ เมื่อได้รับการเรียนรู้บางสิ่งหลายๆครั้งนั้นจะทำให้เกิดการจดจำ และเมื่อพบเห็นสิ่งที่ไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อนก็สามารถที่จะอนุมานได้ว่าสิ่งนั้นคืออะไร จากความรู้ที่ได้รับจากการเรียนรู้ที่ผ่านมาก่อนหน้านี้ โดยโครงข่ายประสาทมีคุณสมบัติ 2 ประการ คือ

(34)

1. การเรียนรู้ (learning)

โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้จากชุดฝึกสอนที่ได้ทำการป้อนให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้

2. การระลึกหรือจดจำได้ (recall)

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถระลึกได้ทั้งชุดฝึกสอนและชุดทดสอบหรือชุดทั่วไปได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ โดยชุดทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดฝึกสอน ซึ่งความแตกต่างนั้นเรียกว่ามีสิ่งปิดเป็นของข้อมูลนั้นๆซึ่งเป็นลักษณะของสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียมในทักษะของคอมพิวเตอร์นั้น จะประกอบไปด้วย หน่วยประมวลผล (processing elements : PE) ที่เชื่อมโยงกันหลายตัว ทำงานในลักษณะขนานกันไปคล้ายกับนิวรอนในสมองมนุษย์ เพื่อแปลงข้อมูลจากรูปแบบหนึ่งไปสู่อีกรูปแบบหนึ่ง การใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้จะเป็นในรูปแบบของการสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้แทนที่จะเป็นการป้อนโปรแกรมให้กับคอมพิวเตอร์ โดยจุดมุ่งหมายของการสอนนิวรอนหรือการป้อนข้อมูลที่ต้องการให้กับคอมพิวเตอร์เรียนรู้ คือ การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์นี้สามารถแสดงคำตอบในรูปแบบที่ต้องการได้ ซึ่งจะเป็นการป้อนข้อมูลที่ถือว่ารู้อยู่แล้วเข้าไปให้โครงข่ายประสาทเทียม พร้อมกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นแสดงออกมา จากนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการคำนวณและปรับค่าตัวเลขน้ำหนักเองโดยใช้กฎเกณฑ์ต่างๆ เข้าช่วย จนกระทั่งเอาต์พุตที่ได้ออกมานั้นถูกต้องแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ ส่วนตัวเลขที่เป็นกลไกที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และจดจำได้นั้นจะอยู่ในรูปที่เรียกว่า “เมตริกซ์น้ำหนัก” ลักษณะการทำงานแบบนี้จะทำให้ผู้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม สามารถที่จะป้อนข้อมูลใหม่ๆ เข้าไป แล้วปล่อยให้มันเป็นหน้าที่ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนั้นๆ ที่จะหาทางที่จะจัดการปรับตัวเพื่อที่จะหาคำตอบนั้นเอาเอง ความก้าวหน้าของโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันเป็นไปอย่างรวดเร็ว ทำให้สามารถแก้ปัญหาให้กับงานบางประเภทที่ไม่สามารถทำงานได้จนสัมฤทธิ์ผลและให้คำตอบในแบบที่ผู้ใช้งานพึงพอใจ

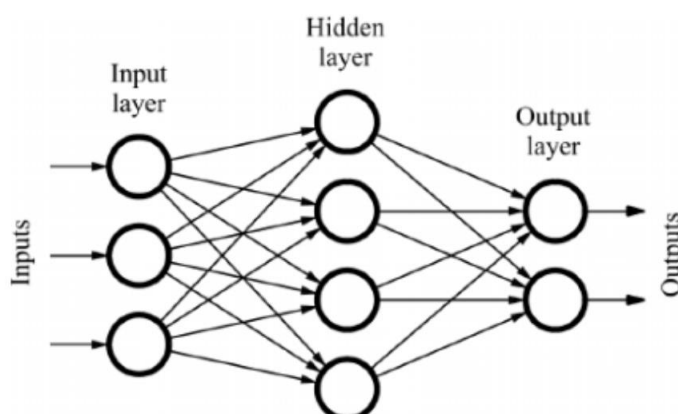
2. ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี 1992 Dave Anderson และ George McNeill⁽³⁵⁾ กล่าวว่า แนวคิดของเซลล์ประสาทเทียมที่ต้องมีการเชื่อมต่อและมีการคำนวณค่าแอกติเวชัน ฟังก์ชัน โดยมากจะเป็นตัวบ่งบอกโครงสร้างทางสถาปัตยกรรม ซึ่งจะมีกฎกำหนดวิธีการของโครงข่าย โดยแบ่งออกเป็นประเภทได้ 5 ประเภทดังนี้

- 1.ประเภทการคาดเดา (Prediction)
- 2.ประเภทการจัดลำดับหมวดหมู่ (Classification)
- 3.ประเภทการเชื่อมโยงข้อมูล (Data association)
- 4.ประเภทกระบวนการสร้างความคิด (Data conceptualization)
- 5.ประเภทการกลั่นกรองข้อมูล (Data filtering)

3. โครงสร้างทางสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

ประกอบด้วยชั้นของนิวรอน 3 ชั้นหลัก ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) ในแต่ละชั้นจะประกอบไปด้วยหน่วยย่อยที่เรียกว่า นิวรอน ซึ่งจะมีการเชื่อมโยงกันของนิวรอนในแต่ละชั้นต่างๆ ดังภาพประกอบ 8



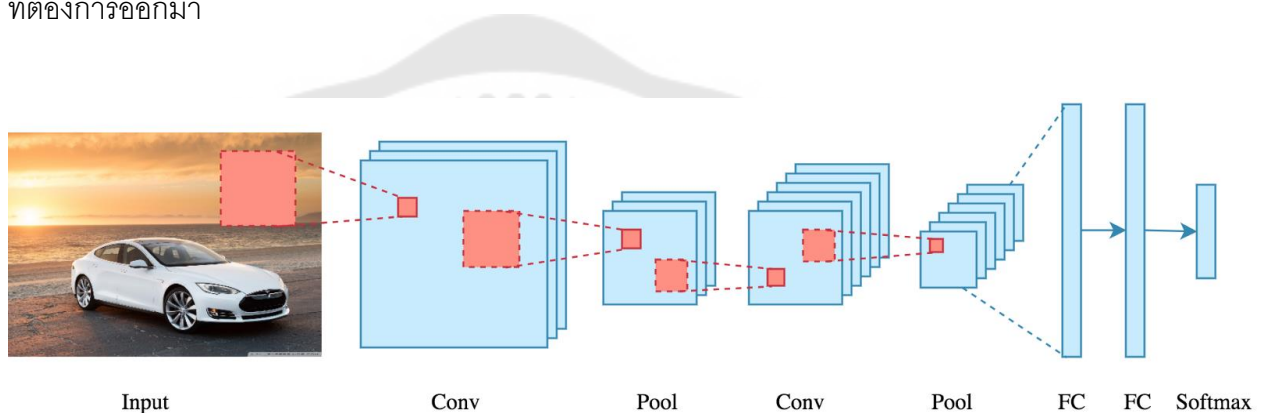
ภาพประกอบ 8 แสดงโครงสร้างทางสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

ที่มา: <https://msatechnosoft.in/blog/tech-blogs/artificial-neural-network-types-feed-forward-feedback-structure-perceptron-machine-learning-applications>

ในการวิเคราะห์ภาพ (Image analysis) หรือการแบ่งกลุ่มภาพ (Image classification) จะนิยมใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network : CNN) โดยที่จะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็นที่ย่อยๆ และนำกลุ่มของพื้นที่ย่อยๆ มาผสมกัน เพื่อดูว่าสิ่งที่เห็นอยู่เป็นอะไร⁽³⁶⁾ การมองพื้นที่ย่อยของมนุษย์จะมีการแยกคุณลักษณะ (feature) ของพื้นที่ย่อยนั้น เช่น ลายเส้น และการตัดกันของสี การที่มนุษย์รู้ว่าพื้นที่ตรงนี้เป็นเส้นตรงหรือสีตัดกันเพราะมนุษย์ดูทั้งจุดที่สนใจและบริเวณรอบๆ ประกอบกัน

การจำแนกภาพว่าสิ่งที่กำลังมองเห็นนั้นคืออะไร เป็นความสามารถที่เกิดขึ้นทันทีตั้งแต่เกิดมา เป็นไปโดยธรรมชาติ มนุษย์เราสามารถบอกได้ว่าสภาพแวดล้อมที่เราอยู่เป็นอย่างไร มีอะไรอยู่รอบๆตัวเราบ้าง ต่างจากการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ ซึ่งเมื่อเราใส่ภาพเป็นอินพุตเข้าไปในคอมพิวเตอร์ สิ่งที่คอมพิวเตอร์มองเห็นจะเป็นแถวของพิกเซล (pixel) โดยขึ้นอยู่กับความ

ละเอียด (resolution) และขนาดของภาพ ยกตัวอย่างเช่น มีภาพซึ่งเป็นภาพชนิด JPG ขนาด 480x480 คอมพิวเตอร์จะมองภาพนี้ออกเป็นลักษณะแถวตารางขนาด 480x480x3 (โดยที่ 3 คือค่า RGB values) โดยตารางแต่ละช่องจะมีค่าตั้งแต่ 0-255 ตามระดับความเข้มของจุดๆนั้น สิ่งที่เราต้องการให้คอมพิวเตอร์แสดงผลลัพธ์ออกมาให้ ก็คือการระบุว่าภาพที่เราป้อนข้อมูลเข้าไบนั้นเป็นภาพของอะไร โดยสังเกตจากลักษณะเฉพาะของภาพแต่ละภาพ เช่นเวลาเรามองภาพสุนัข เราก็จะดูว่า มีหูง่าหรือไม่มี หมีสี่ขาหรือไม่ เป็นต้น ในทางคล้ายคลึงกัน คอมพิวเตอร์ก็จะสังเกตจากเส้นขอบ หรือความโค้งของเส้น แล้วนำมาวิเคราะห์เพื่อระบุว่าเป็นภาพของอะไร เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการออกมา



ภาพประกอบ 9 แสดงโครงสร้างของ Convolutional Neuron Network

ที่มา: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

4. โครงสร้างของ Convolutional Neural Network

1. Convolution

องค์ประกอบหลักของ CNN คือ ขั้นตอนของ convolution เป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์ในการรวมข้อมูล 2 ชุดเข้าด้วยกัน ในกรณีนี้ เราใช้ convolution filter ใส่ลงบนอินพุต เพื่อทำให้เกิด feature map

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Input

ก

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Filter / Kernel

ข

ภาพประกอบ 10 แสดงตัวอย่างลักษณะข้อมูลนำเข้า (Input) (ก) และ ตัวกรอง (Filter) (ข)

ที่มา: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

จากภาพจะเห็นว่าขนาดของตัวกรองเป็นลักษณะตาราง สามคูณสาม จึงเรียกได้อีกอย่างว่า 3x3 คอนโวลูชัน จากนั้นเราจะทำการเคลื่อนฟิลเตอร์ลงไปบนอินพุตทุกๆ ตำแหน่ง ก็จะทำให้เกิดการคำนวณค่าเมตริกซ์ ได้ผลลัพธ์ออกมาเป็น feature map บริเวณที่เป็นสีเขียว ก็คือตำแหน่งที่ฟิลเตอร์อยู่บนข้อมูลนำเข้า เรียกว่า receptive field ตามขนาดของตัวกรองที่กำหนดมา

1x1	1x0	1x1	0	0
0x0	1x1	1x0	1	0
0x1	0x0	1x1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Input x Filter

ก

4		

Feature Map

ข

ภาพประกอบ 11 แสดงลักษณะของ receptive field (ก) และ feature map (ข)

ที่มา : <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

จากภาพประกอบ 11 ในด้านซ้ายมือจะเห็นบริเวณที่เป็นสีเขียวซึ่งก็คือบริเวณที่เกิดการคำนวณค่าเมตริกซ์ ปรางภูบนภาพด้านขวาในช่องสี่เหลี่ยมสีชมพู

1	1x1	1x0	0x1	0
0	1x0	1x1	1x0	0
0	0x1	1x0	1x1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

4	3	

Input x Filter

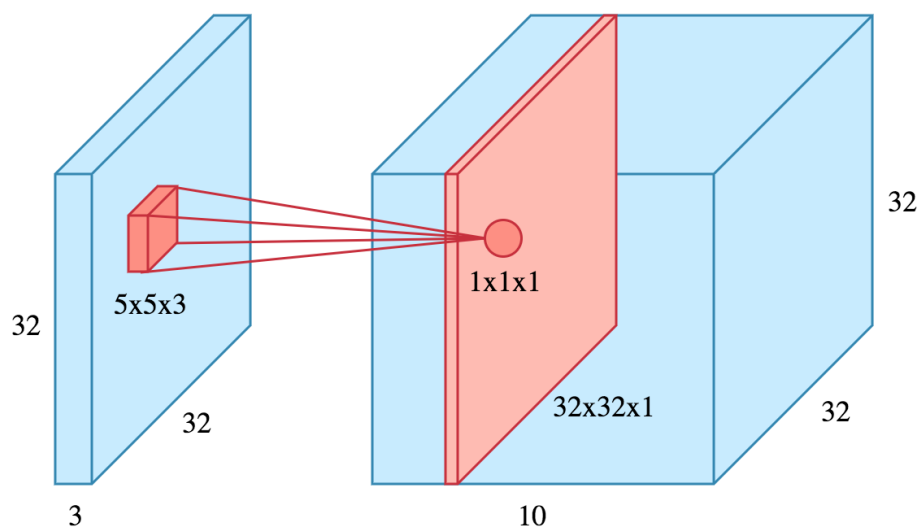
Feature Map

ภาพประกอบ 12 แสดงการทำงานของฟิลเตอร์

ที่มา: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

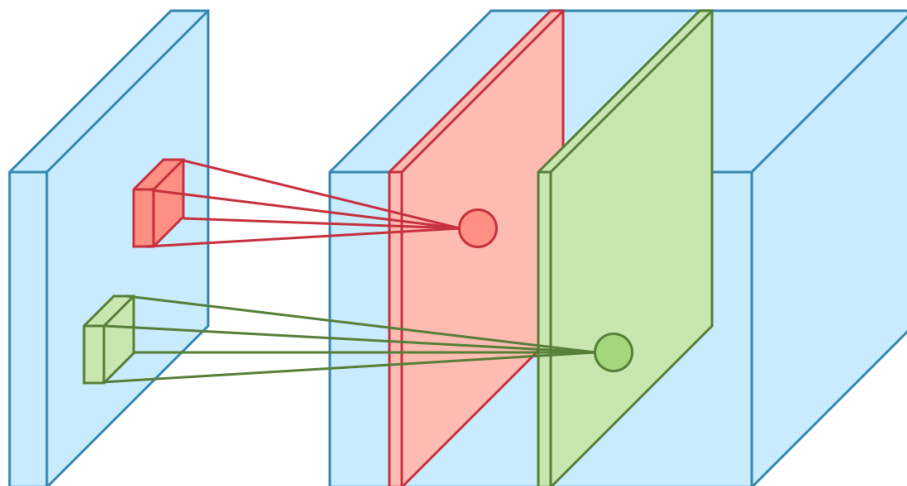
จากภาพประกอบ 12 บริเวณที่เป็นฟิลเตอร์สีเขียวขยับมาทางขวา 1 แถว เกิดการคำนวณค่าเมตริกซ์เพิ่มขึ้นอีก 1 ค่า ซึ่งฟิลเตอร์ก็จะขยับในลักษณะแบบนี้ไปเรื่อยๆจนครบทั้งอินพุต ก็จะได้ feature map ซึ่งจากการยกตัวอย่างนี้เป็นเพียงภาพ 2 มิติ แต่ในความเป็นจริงแล้ว จะเกิดการคำนวณทั้ง 3 มิติ ซึ่งก็คือ ความสูง ความกว้าง และความลึกของภาพ โดยความลึกนั้นก็ คือค่า RGB values นั่นเอง

อีกประการหนึ่ง ในการวิเคราะห์จริงนั้น มีการใช้ฟิลเตอร์หลายอันต่อข้อมูล 1 ชุด ซึ่งก็จะได้ค่า feature map ที่แตกต่างกันไปด้วย จากนั้นก็จะรวม feature map ทั้งหมดเข้าด้วยกันแล้ววิเคราะห์ออกมาเป็นผลลัพธ์



ภาพประกอบ 13 แสดงลักษณะของอินพุตและฟิลเตอร์ที่เป็น 3 มิติ และ feature map ที่ได้จากการใช้ฟิลเตอร์แบบที่ 1

ที่มา: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>



ภาพประกอบ 14 แสดงลักษณะของอินพุตที่ใส่ฟิลเตอร์ลงไป 2 แบบ และแสดง feature map ที่ได้จากฟิลเตอร์ทั้ง 2 แบบ

ที่มา : <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

2. Non-Linearity

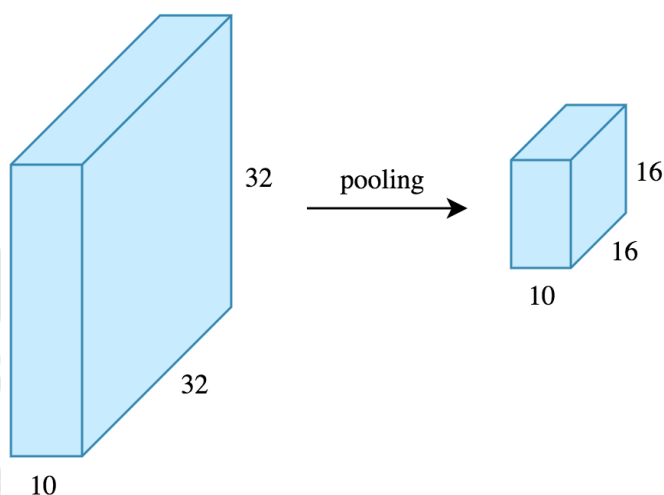
ถ้าต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากในการวิเคราะห์ ก็จำเป็นที่จะต้องมีความสมบัติ non-linearity ก็คือการกำหนดค่าน้ำหนักให้แก่อินพุตโดย activation function โดยการเอาผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณของ convolution ผ่านไปยัง relu activation function

3. Stride and Padding

Stride ก็คือการกำหนดค่าให้ฟิลเตอร์ขยับบนอินพุต เช่น กำหนดค่าเท่ากับ 1 ฟิลเตอร์ก็จะขยับไปที่ละ 1 ช่อง ถ้าเราต้องการให้ข้อมูลซ้อนทับกันน้อยลงก็กำหนดค่าให้มากขึ้น แต่ก็ทำให้ได้ feature map ที่มีขนาดเล็กลงตามไปด้วย ถ้าต้องการให้ feature map มีขนาดเท่ากับ อินพุต ก็จะต้องตั้งค่า padding ให้เท่ากับศูนย์ ซึ่งใน CNN เรามักจะตั้งค่า padding ด้วยเสมอเพื่อรักษารูปร่างของ feature map

4. Pooling

คือการลดมิติของข้อมูลที่ได้ โดยการคงความลึกของข้อมูลไว้เท่าเดิม เปลี่ยนแปลงเพียงความกว้างและความสูง เพื่อลดระยะเวลาในการเทรน



ภาพประกอบ 15 แสดงการย่อขนาดข้อมูลโดยที่คงความลึกไว้เท่าเดิม

ที่มา: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

5. Hyperparameters

Filter size โดยทั่วไปนิยมขนาด 3x3 ,5x5 หรือ 7x7 ก็ได้ ตามความเหมาะสม

Filter count จะเริ่มจากจำนวนน้อยๆก่อน คือ 32 ไปจนถึงมากที่สุดคือ 1024 แต่การใช้จำนวนที่มากเกินไปก็อาจทำให้เกิด overfitting ได้

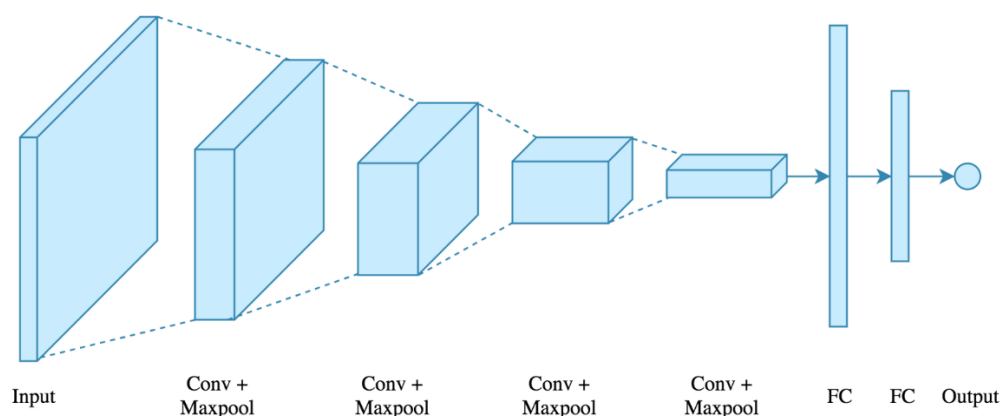
Stride มักตั้งค่าไว้ที่ 1

Padding มักต้องใช้ padding เสมอ

6. Fully connect

หลังจากที่ผ่านการ convolution และ pooling แล้ว ก็จะทำการรวมข้อมูล 3 มิติ ให้ออกมาในรูปของ 1D vector

7. Training



ภาพประกอบ 16 แสดงกระบวนการทำงานของ CNN

ที่มา: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์

ปัญญาประดิษฐ์เป็นระบบคอมพิวเตอร์ที่ทำการลอกเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ที่สามารถเรียนรู้ วิเคราะห์ รวมทั้งทำการตัดสินใจได้แบบที่สมองมนุษย์ทำ ในปัจจุบัน การนำมาปัญญาประดิษฐ์มาใช้นั้นมีความกว้างขวางครอบคลุมในหลายสาขาวิชาต่างๆ ได้แก่

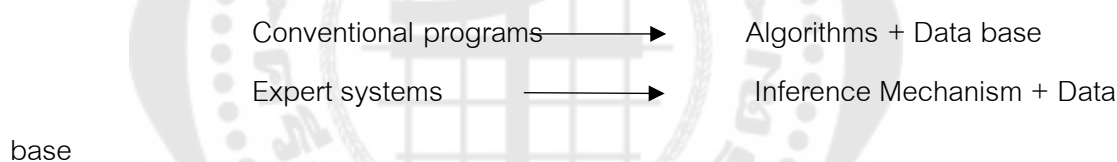
- หุ่นยนต์ (Robotic)
- ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert systems)
- ระบบแปลภาษาอัตโนมัติ (Automatic translation programs)
- ระบบวิเคราะห์ความหมาย (Meaning analyzers for natural languages)

- Natural language sentence production เช่น abstract poetry writing, story writing, making computer art/music
- การวิเคราะห์เสียง (Audio analyzers) เช่น จดจำชุดคำสั่งเสียง
- โปรแกรมเกมส์ เช่น หมากรุก หรือ บริดจ์ (Bridge)
- การแก้ปัญหาลักษณะต่างๆ (Theorems proving/problem solvers) ⁽³⁷⁾

1.ปัญญาประดิษฐ์ในทางการแพทย์ (Artificial Intelligence in Medicine)

1.1 ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert systems)

เป็นส่วนที่สำคัญที่สุดในการนำปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อการลอกเลียนความสามารถของผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทางให้แก่คอมพิวเตอร์ได้แก่ ความสามารถด้านการออกแบบ การวางแผน การวินิจฉัย การแปลผล การสรุปรวบรวมผล การควบคุม และการให้คำแนะนำต่างๆ โดยที่ระบบฐานข้อมูลและระบบการอนุมานเป็นส่วนประกอบสำคัญที่ทำให้ระบบผู้เชี่ยวชาญแตกต่างจากระบบช่วยการตัดสินใจอื่นๆ



ฐานข้อมูล (Data base) เป็นส่วนที่สำคัญที่สุดของระบบผู้เชี่ยวชาญ ประกอบด้วยข้อมูล รายละเอียด กฎเกณฑ์ ความสัมพันธ์ คำจำกัดความของปัญหา วิธีแก้ไข และข้อมูลที่จะนำไปสู่การแก้ไข ทั้งหมดนี้จะถูกจัดการด้วยความรู้ทางวิศวกรรม⁽³⁸⁾

ระบบผู้เชี่ยวชาญในทางการแพทย์มีจุดประสงค์เพื่อช่วยให้คำแนะนำแก่แพทย์ในการตัดสินใจวินิจฉัย รักษา โดยมีพื้นฐานจากข้อมูลต่างๆของผู้ป่วย

1.1.1 Rule-based systems

ได้แก่ MYCIN เป็นระบบผู้เชี่ยวชาญที่รู้จักกันอย่างกว้างขวาง เพราะเป็นตัวแรกที่คิดค้นขึ้นมา เพื่อการวินิจฉัยและรักษา โรคที่เกิดจากการติดเชื้อแบคทีเรีย ที่มหาวิทยาลัย Stanford นอกจากนั้น ยังมีวัตถุประสงค์เพื่อลดการใช้จ่ายปฏิชีวนะ โดยใช้ข้อมูลของผู้ป่วย ผลการตรวจทางห้องปฏิบัติการ อาการและอาการแสดงของผู้ป่วย มาใช้ในการวินิจฉัย สั่งยา และวางแผนการรักษา⁽³⁹⁾

1.1.2 Causal models

ได้แก่ CASNET เพื่อนำมาใช้ช่วยในการวินิจฉัยโรคต่อของดวงตาชนิดต่างๆ ซึ่งระบบนี้สามารถให้การวินิจฉัยที่ถูกต้องแม่นยำได้เทียบเคียงกับความสามารถของผู้เชี่ยวชาญเฉพาะด้าน⁽⁴⁰⁾

1.1.3 Hypothesis-based systems

ได้แก่ PIP เป็นระบบที่พัฒนาขึ้นมาเพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรค edema รวมทั้ง ABEL (acid-based and electrolyte balance)⁽⁴⁰⁾

1.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

ประกอบด้วย โมเดลแบบตรง (direct) แบบซับซ้อน (complex) และ แบบไม่เป็นเส้นตรง (nonlinear) ที่ซึ่งข้อมูลนำเข้าที่เป็นตัวแปรอิสระนั้นมีความสัมพันธ์กับข้อมูลนำออกหรือตัวแปรตาม⁽⁴¹⁾ โครงข่ายประสาทเทียม มีระดับขีดความสามารถที่สูงมาก ยิ่งเมื่อได้รับขีดความสามารถจากโครงสร้างคู่ขนาน อีกทั้งมีความสามารถในการเรียนรู้และมีความสามารถในการประยุกต์ใช้ ซึ่งความสามารถในการประยุกต์ใช้ คือการที่เกิดการตอบสนองอย่างเหมาะสมต่อชุดข้อมูลนำเข้าที่ตัวระบบยังไม่เคยผ่านการเรียนรู้ลักษณะข้อมูลแบบนั้นมาก่อน แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียม มีความสามารถในการแก้ไขปัญหาที่มีความซับซ้อน และนอกจากนั้นแล้วหน่วยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม เกิดจากการเชื่อมต่อกันของหน่วยย่อยในลักษณะไม่เป็นเส้นตรง ดังนั้นจึงสามารถแก้ไขปัญหาที่มีความซับซ้อนแบบไม่เป็นเส้นตรงได้ สามารถให้การตัดสินใจที่มีความเที่ยงตรงแม่นยำได้มากกว่าผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทาง แต่เมื่อเทียบกับระบบผู้เชี่ยวชาญแล้ว ระบบจะให้การตอบสนองที่ชัดเจนกว่าโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม นำมาประยุกต์ใช้ในทางการแพทย์อย่างกว้างขวาง เพราะตัวระบบมีความสามารถในการแยกประเภท และจัดจำรูปแบบของชุดข้อมูลต่างๆ อย่างที่ทราบกันดีว่า การจะวินิจฉัย วางแผนการรักษา หรือคาดเดาผลลัพธ์ของการรักษาจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลหลายส่วนมาประกอบเชื่อมโยงกัน ซึ่ง โครงข่ายประสาทเทียม มีความสามารถในการเชื่อมโยงข้อมูลเหล่านี้เข้าด้วยกันแล้วประมวลผลออกมาได้

1.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมกับการวินิจฉัยโรค

โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรค วิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีและภาพถ่ายทางจุลพยาธิวิทยา แปลผลข้อมูล และสามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์รูปคลื่นจากการศึกษาของ Stamey และคณะ⁽⁴²⁾ ที่ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมชื่อว่า ProstAsure Index ที่นำมาใช้ในการแยกประเภทของโรคต่อมลูกหมาก ว่าเป็นชนิดร้ายแรงหรือชนิดไม่ร้ายแรง โดยจากการศึกษาพบว่า โปรแกรมให้ความถูกต้องในการวินิจฉัยสูงถึงร้อยละ 90 โดยมีค่าความไว

ของโปรแกรมอยู่ที่ร้อยละ 81 และมีความจำเพาะเจาะจงถึงร้อยละ 92 นอกจากนั้นแล้วยังมีโปรแกรมที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมนำมาช่วยในการตัดสินใจรักษาด้วยการผ่าตัด ในโรคที่เกี่ยวข้องกับอาการปวดท้องและไส้ติ่งอักเสบ⁽⁴³⁾ โรคนิ้วในถุงน้ำดี⁽⁴⁴⁾ โรคต้อหิน (Glaucoma)⁽⁴⁵⁾ อาการปวดหลัง⁽⁴⁶⁾

โครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถนำมาใช้ในการวินิจฉัยด้านมะเร็งวิทยาและการวิเคราะห์ทางจุลพยาธิวิทยาได้ ยกตัวอย่างเช่นโปรแกรม PAPNET ซึ่งเป็นระบบที่จะช่วยตรวจสอบเบื้องต้นโดยใช้หลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถนำมาใช้ในการคัดกรองมะเร็งเต้านม กระเพาะอาหาร ต่อมไทรอยด์ มะเร็งเยื่อบุช่องปาก เป็นต้น⁽⁴⁷⁻⁴⁹⁾

ในทางรังสีวิทยา นำเอาโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ในการแปลผลภาพถ่ายรังสีธรรมดา ภาพจากการอัลตราซาวด์ ภาพถ่ายรังสีสามมิติ (CT scan) หรือ เอ็มอาร์ไอ (MRI) รวมทั้งภาพถ่ายรังสีไอโซโทป นอกจากนั้นยังสามารถใช้วิเคราะห์ลักษณะคลื่น ECG เพื่อวินิจฉัยอาการของกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือดหรือไม่ (Myocardial infarction)⁽⁵⁰⁾

ในปี 2017 การศึกษาของ Pranav R และคณะ⁽⁵¹⁾ ได้ใช้หลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม นำมาเขียนเป็นโปรแกรมชื่อว่า CheXNet ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นของคอนโวลูชันจำนวน 121 ชั้น ข้อมูลนำเข้าคือภาพถ่ายรังสีทรวงอกแบบธรรมดา เพื่อศึกษาความสามารถของการวิเคราะห์ของโปรแกรมในการตรวจจับความผิดปกติของรอยโรค Pneumonia เปรียบเทียบกับความสามารถของผู้เชี่ยวชาญแพทย์รังสีวิทยา ในการศึกษานี้ได้มีการออกแบบให้โปรแกรมมีการเรียนรู้ด้วยตัวเองจากการป้อนชุดข้อมูลจำนวน 14 ชุด แล้วจึงทดสอบโปรแกรมกับชุดข้อมูลทดสอบเพื่อเอามาเปรียบเทียบความถูกต้องแม่นยำ กับผลการทดสอบจากกลุ่มผู้เชี่ยวชาญ ได้ข้อสรุปจากการศึกษานี้ว่า โปรแกรมมีความถูกต้องแม่นยำ และมีความไวในการตรวจจับความผิดปกติที่สูงกว่าผู้เชี่ยวชาญ อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งในการศึกษานี้เป็นส่วนสนับสนุนความสามารถของ โครงข่ายประสาทเทียม ในการนำมาวิเคราะห์ภาพถ่ายต่างๆ

1.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมกับการพยากรณ์โรค

การพยากรณ์โรคเป็นส่วนที่สำคัญมากในการวางแผนการรักษา และติดตามผล ถ้าสามารถระบุได้ว่าผู้ป่วยมีความเสี่ยงสูง ก็จะช่วยให้สามารถวางแผนการรักษาได้ดี ส่งผลให้เกิดผลลัพธ์การรักษาที่ดี และมีอัตราการรอดชีวิตมากขึ้น จากการศึกษาของ Burke และคณะ^(52, 53) ในปี 1997-1998 ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในโปรแกรมพยากรณ์โรคในผู้ป่วยโรคมะเร็งเต้านมและมะเร็งลำไส้ใหญ่ได้

2.ปัญญาประดิษฐ์ในทางทันตกรรม (Artificial Intelligence in Dentistry)

2.1 ด้านรังสีวิทยา

ในทางทันตแพทย์ การนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้ เริ่มต้นอย่างช้าๆ ในงานด้านรังสีวิทยา ซึ่งเน้นไปในการบันทึกการวินิจฉัยในรูปแบบดิจิทัล (Digital IOPAS/RVGS) ข้อมูลจำนวนมากสามารถเก็บรวบรวมและสร้างขึ้นได้อย่างรวดเร็วเพื่อการวินิจฉัยและวางแผนการรักษา การนำปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในงานด้านรังสีวิทยา สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 กลุ่มใหญ่ ดังนี้⁽⁵⁴⁾

1. แบ่งตามลักษณะการทำงานในคลินิก (Clinical workflow)
2. แบ่งตามชนิดของโปรแกรม (Types of applications)
3. แบ่งตามจุดประสงค์การทำงาน (Classes of use cases)

ตาราง 1 แสดงการใช้งานทางคลินิกของปัญญาประดิษฐ์

Clinical workflow	Types of applications	Classes of use cases
Triage scenario	Detection	For workflow optimization and quality assurance
Replacement scenario	Segmentation	Separate normal from abnormal
Add on scenario	Classification	Grading and classification of images
		Computer aided detection
		Radiomics
		Natural language processing, computer-assisted reporting, knowledge management

1. แบ่งตามลักษณะการทำงานในคลินิก (Clinical workflow)

แบ่งวัตถุประสงค์การใช้งานเป็น 3 แบบ คือ

1.1 เพื่อการคัดแยก (Triage scenario) เครื่องมือจะมีจุดประสงค์ในการตรวจคัดกรองโรค โดยจะแสดงผลในลักษณะของความน่าจะเป็นที่จะเกิดโรค

1.2 เพื่อการแทนที่ (Replacement scenario) มีจุดประสงค์เพื่อนำเอาปัญญาประดิษฐ์มาแทนที่มนุษย์ ถ้าปัญญาประดิษฐ์นั้นมีความถูกต้องแม่นยำ รวดเร็ว สามารถทำซ้ำได้ มากกว่าความสามารถของมนุษย์ เช่น โปรแกรมที่ใช้คำนวณอายุกระดูก ซึ่งโปรแกรมมีความสามารถสูงกว่านักรังสีวิทยาในการประเมินอายุกระดูกจากภาพถ่ายรังสี

1.3 เพื่อตรวจสอบเพิ่มเติม (Add on scenario) ในกรณีที่ความกำกวมของผลการอ่านโดยนักรังสีวิทยา การนำปัญญาประดิษฐ์มาช่วยทำให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำขึ้น

2. แบ่งตามชนิดของโปรแกรม (Types of applications)

สามารถแบ่งออกเป็น 3 แบบคือ

2.1 เพื่อการตรวจจับ (Detection) เพื่อระบุความผิดปกติที่เกิดขึ้นในภาพ เช่น การตรวจหาก้อนเนื้อต่างๆ

2.2 เพื่อการแยกส่วน (Segmentation) เพื่อแยกโครงสร้างส่วนที่ต้องการศึกษาออกจากโครงสร้างส่วนอื่นๆ เช่น บอกขอบเขตของอวัยวะที่ซ้อนทับกัน

2.3 เพื่อการแบ่งกลุ่ม (Classification) เพื่อระบุว่าสิ่งที่ต้องการตรวจสอบในภาพนั้นๆ หรือไม่เช่น การตรวจว่ามี pulmonary embolism ในภาพถ่ายรังสีสามมิติหรือไม่

3. แบ่งตามจุดประสงค์การทำงาน (Classes of use cases)

3.1 เพื่อแยกสิ่งที่ปกติออกจากสิ่งที่ผิดปกติ

3.2 เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน เพราะ ปัญญาประดิษฐ์สามารถตรวจพบความเปลี่ยนแปลงขนาดเล็กๆ ได้ และสามารถตรวจสอบหาความผิดปกติที่คล้ายคลึงกันได้

3.3 เพื่อแบ่งระดับและจัดกลุ่ม

3.4 เพื่อใช้ในเทคนิคการดึงภาพขั้นสูง จากข้อมูลภาพถ่ายรังสี ทั้งภาพถ่ายรังสีสามมิติ เอ็มอาร์ไอ (MRI) หรือ เพทสแกน (PET scan) เพื่อนำมาผ่านโปรแกรม ในการสร้างภาพมิติเพื่อการวินิจฉัยโรคมะเร็ง⁽⁵⁵⁾

3.5 Natural language processing กระบวนการเปลี่ยนโครงสร้างที่ไม่เป็นระเบียบให้เป็นโครงสร้างที่มีระเบียบ เพื่อให้เกิดการดึงข้อมูลอย่างรวดเร็ว⁽⁵⁶⁾

โครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถในการวิเคราะห์ภาพต่างๆ จึงมีหลายการศึกษาที่ได้นำความสามารถในการวิเคราะห์ภาพมาใช้ ในปี 2019 การศึกษาของ Motoki F และคณะ⁽⁵⁷⁾ กล่าวถึงการใช้ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาในการตรวจหาความผิดปกติเบื้องต้นของขากรรไกรและโครงสร้างใกล้เคียง ซึ่งให้ความน่าเชื่อถือและเป็นเทคนิคที่สามารถทำได้ง่าย แต่อย่างไรก็ตาม เนื่องจากภาพถ่ายรังสีพาโนรามาจะเกิดการซ้อนทับของโครงสร้างต่างๆ ทำให้ยากต่อการแปลผล หากผู้ที่อ่านผลขาดประสบการณ์ ดังนั้นเพื่อหาวิธีแก้ไขปัญหาคือจะเกิดจากความผิดพลาดของมนุษย์ จึงได้มีการคิดค้นโปรแกรมช่วยตรวจจับและวินิจฉัย (Computer assisted detection/diagnosis (CAD) systems) มาช่วยในการวิเคราะห์แยกโรค เช่น โรคโพรงอากาศในกระดูกโหนกแก้มอักเสบ (Maxillary sinusitis) โรคกระดูกพรุน (Osteoporosis) ภาวะอุดตันในหลอดเลือดคอโรติค (Carotid artery calcification) ต่อมานำระบบการเรียนรู้เชิงลึกและ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน มาใช้ ซึ่งคอมพิวเตอร์จะสามารถเกิดการเรียนรู้ด้วยตนเองได้จากการป้อนชุดข้อมูลเทรนนิ่ง

ในการศึกษานี้ Fukuda M และคณะ⁽⁵⁷⁾ ได้ใช้โมเดลชื่อ DetectNet ซึ่งมีโครงสร้างของโมเดลเป็น CNN-based DL system ในการตรวจจับวัตถุ ซึ่งตัวผลลัพธ์ที่ได้ จะแสดงผลเป็นกรอบสี (colored box) ในภาพถ่ายรังสีพาโนรามาที่ใช้ทดสอบ ในการศึกษาจะเป็นการใช้โมเดลเพื่อตรวจหา รอยแตกแนวตั้งของรากฟัน (Vertical root fracture) ถึงแม้ว่าจะมีหลายๆการศึกษาพบว่า การตรวจหารอยแตกแนวตั้งของรากฟัน นั้นจะได้ผลแม่นยำที่สุดด้วยการใช้ภาพถ่ายรังสีชนิด cone beam computed tomography (CBCT)⁽⁵⁸⁾ แต่ด้วยความที่ CBCT ต้องใช้ปริมาณรังสีที่ค่อนข้างสูง และ ไม่เหมาะสมต่อวัตถุประสงค์เพื่อการคัดกรองความผิดปกติเบื้องต้น จึงได้นำภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาทำการศึกษาแทน

ในปี 2018 การศึกษาของ Murata M. และคณะ⁽⁵⁹⁾ ได้นำการเรียนรู้เชิงลึก ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน มาศึกษาโรคโพรงอากาศในกระดูกโหนกแก้มอักเสบ (Maxillary sinusitis) จากภาพรังสีชนิดพาโนรามา ลักษณะทางภาพรังสีที่พบในโรคนี้คือ มีการหนาตัวขึ้นของเยื่อโพรงอากาศเกิน 4 มิลลิเมตร พบการคั่งของของเหลว พบลักษณะคล้ายถุงน้ำ ซึ่งในทันตแพทย์ที่ยังขาดประสบการณ์ในการแปลฟิล์มอาจจะไม่สามารถวินิจฉัยได้อย่างถูกต้อง เนื่องจากการซ้อนทับกันของโครงสร้างบริเวณกะโหลกศีรษะและขากรรไกร นอกจากนั้นแล้วการเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยบริเวณผนังโพรงอากาศด้านหลัง ก็ไม่สามารถตรวจเจอได้ด้วยภาพถ่าย

รังสีพาโนรามิกเพียงอย่างเดียว จึงได้นำเอา CAD มาช่วยในการแปลผล อย่างไรก็ดี CAD ช่วยได้เพียงข้อมูลแบบทางเดียว (Unilateral) คือการเปรียบเทียบความทึบรังสีของโพรงอากาศด้านซ้ายและขวาเท่านั้น จึงพัฒนาไปสู่การใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งมีกระบวนการแปลผลหลายชั้น และมีความสามารถในการเรียนรู้ มาใช้ในการศึกษา

2.2 ด้านการวินิจฉัยและวางแผนการรักษาสาขาต่างๆ

มีการนำระบบปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการรักษาด้านการจัดฟัน⁽⁶⁰⁾ โดยที่ตัวระบบสามารถให้การวินิจฉัยด้านการจัดฟัน การวางแผนการรักษา และการติดตามผลการรักษา และด้วยความแม่นยำถูกต้องของระบบการสแกน 3 มิติ และการสร้างแบบจำลองเสมือนจริง ยิ่งทำให้การผลิตเครื่องมือจัดฟันที่มีความเฉพาะเจาะจงสูงเป็นไปได้ง่ายดาย จากปริมาณข้อมูลจำนวนมากที่มี ระบบจะทำการคำนวณและออกแบบวางแผน ถึงทิศทางในการเคลื่อนฟันขนาดแรงที่ใช้ รวมถึงสามารถระบุตำแหน่งในการกดแรงบนซี่ฟันได้อย่างแม่นยำ และยังสามารถติดตามผลการรักษาได้อีกด้วย

อีกด้านหนึ่งก็คือการนำปัญญาประดิษฐ์ มาใช้ในงานด้านทันตกรรมบูรณะ และทันตกรรมประดิษฐ์ ก็คือระบบ Computer-aided design computer-aided manufacturing หรือ CAD/CAM ซึ่งระบบนี้จะช่วยในการออกแบบและผลิตชิ้นงานที่มีความแม่นยำสูง และมีความสวยงามเหมือนธรรมชาติ สามารถตอบสนองต่อความต้องการของผู้ป่วยในปัจจุบันได้ดียิ่งขึ้น⁽⁶¹⁾ อีกทั้งยังสามารถนำไปใช้ในงานด้านทันตกรรมประดิษฐ์ขากรรไกรและไบหน้ ในการสร้างชิ้นส่วนอวัยวะเทียมต่างๆ บนกะโหลกศีรษะและขากรรไกร

ด้านทันตวัสดุมีการศึกษาคุณสมบัติของวัสดุเซรามิกในการปล่อยไอออนเมื่อแช่ในสารละลายกรดไฮโดรคลอริกในปี 2007 โดยใช้ feedforward backpropagation neural network โดย Živko-babić และคณะ⁽⁶²⁾ พบว่า โมเดลสามารถวิเคราะห์คุณสมบัติของวัสดุทางทันตกรรมได้ เมื่อเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ก็สามารถที่จะวิเคราะห์คุณสมบัติอื่นๆ เช่น ความต้านทานต่อการสึก ความแข็งแรงต่อการโค้งงอ (flexural strength) ได้ ดังนั้นจากการศึกษานี้จึงชี้ให้เห็นว่าการนำโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมมานั้น สามารถใช้ได้อย่างหลากหลายขึ้นอยู่กับการออกแบบการเลือกใช้ค่าตัวแปรที่ต้องการ ยิ่งข้อมูลมีปริมาณมาก ก็ยิ่งทำให้เกิดความถูกต้องแม่นยำ และน่าเชื่อถือมากขึ้น

ในงานด้านการรักษาคลองรากฟัน ปัญญาประดิษฐ์สามารถนำมาใช้ในการระบุตำแหน่งของปลายรากฟัน ในปี 2012 การศึกษาของ Kositbowornchai⁽⁶³⁾ และคณะ ได้

ทำการศึกษาเพื่อพัฒนาโมเดลที่จะใช้ในการตรวจหาการเกิดรอยแตกในแนวตั้งในรากฟันปกติ โดยใช้ภาพถ่ายรังสีของรากฟันปกติ จำนวน 50 ภาพ และภาพถ่ายรังสีของรากฟันที่เกิดรอยแตก จำนวน 150 ภาพ เป็นชุดข้อมูลนำเข้า เมื่อทำการเทรนนิ่งและทดสอบโมเดลแล้ว พบว่า โมเดลมีค่าความแม่นยำและค่าความไวในการตรวจว่ามีรอยแตกแนวตั้งของรากฟัน ที่มากเพียงพออย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ หรือในการฝังรากฟันเทียม ก็นำมาใช้ในการวางแผนการผ่าตัดให้ได้ตำแหน่งที่เหมาะสมและสามารถช่วยระบุชนิดของกระดูกในบริเวณที่จะทำการรักษาได้ด้วย

โรคที่มีสาเหตุแบบหลายปัจจัยร่วม (multifactorial) เช่น Recurrent aphthous ulceration พบว่าสาเหตุของการเกิดโรคที่แน่ชัดยังไม่สามารถระบุได้ ดังนั้นในการวินิจฉัยโรคทางคลินิกจึงอาศัยจากการเกิดขึ้นซ้ำของรอยโรคและอาศัยการตัดปัจจัยที่ไม่เกี่ยวข้องออกทีละข้อ ได้มีการศึกษาของ Dar-Odeh NS และคณะในปี 2010⁽⁶⁴⁾ โดยทำการเก็บข้อมูลจากผู้ป่วยจำนวน 86 คน นำชุดข้อมูลเหล่านั้นมาใช้เทรนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาว่าปัจจัยใดมีผลต่อการเกิดโรค แล้วทำการทดสอบโมเดลกับชุดข้อมูลที่แยกไว้ ได้ข้อสรุปว่า เพศ ฮีโมโกลบิน วิตามินบี 12 เฟอริติน โฟเลต จำนวนต่อมน้ำลาย ความถี่ในการแปรงฟัน และปริมาณของผักผลไม้ที่รับประทานเป็นปัจจัยที่มีส่วนเกี่ยวข้องต่อการเกิดโรค

นอกจากนั้นโรคที่เกี่ยวข้องกับข้อต่อขากรรไกร มักเป็นอีกโรคหนึ่งที่มีสาเหตุหลายประการ ในปี 2012 จากการศึกษาของ Bas B และคณะ⁽⁶⁵⁾ เมื่อทำการนำข้อมูลต่างๆมาเทรนด้วยโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม เปรียบเทียบผลการวินิจฉัยจากการผ่าตัดรักษา พบว่าโมเดลให้ความแม่นยำถูกต้องในการวินิจฉัยที่สูงกว่า การวินิจฉัยโดยอาศัยข้อมูลจากการตรวจทางคลินิกและภาพถ่ายรังสี

ในด้านการรักษาโรคปริทันต์ พบว่า ได้มีการนำโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ในด้านของการวินิจฉัยโรค และพยากรณ์โรค โดยในการศึกษาของ Bragger และคณะ⁽⁶⁶⁾ ได้ใช้โปรแกรม Computer-Assisted Densitometric Image Analysis System (CADIA) ซึ่งโปรแกรมจะใช้ภาพถ่ายรังสีดิจิตัลนำมาวิเคราะห์การส่องผ่านของแสงของฟิล์ม เพื่อเปลี่ยนให้กลายเป็นภาพโทนสีเทา (grey-scale image) จากนั้นข้อมูลจะถูกส่งผ่านเข้าไปยังส่วนประมวลผลของโปรแกรม เพื่อทำการอ่านค่าและแปลผล ซึ่งจากการศึกษานี้พบว่า โปรแกรมให้ค่าความถูกต้องแม่นยำที่สูงกว่า เมื่อเทียบกับเทคนิคการถ่ายภาพรังสีแบบ subtraction อีกทั้งวิธีนี้ยังสามารถทำซ้ำได้ โปรแกรม CADIA เป็นที่นิยมในการศึกษาแบบระยะยาว (longitudinal study) เพื่อติดตามการดำเนินไปของการสูญเสียกระดูกขากรรไกรและการสูญเสียการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์ ซึ่งให้ความน่าเชื่อถือมากกว่าการถ่ายภาพรังสีด้วยวิธีการดั้งเดิม

ในปี 2012 การศึกษาของ Shankarapillai และคณะ⁽⁶⁷⁾ ได้นำโครงข่ายประสาทเทียม ที่ถูกสอนด้วย Levenberg-Marquardt algorithm มาใช้ในการวินิจฉัยความเสี่ยงของโรคปริทันต์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยทำการเก็บข้อมูลจากผู้ป่วยจำนวน 230 คน โดยค่าตัวแปรที่นำมาใช้ในการศึกษานี้ได้แก่ อายุ เพศ ประวัติการเป็นโรคปริทันต์ในครอบครัว ประวัติการรักษาด้วยการผ่าตัดเกี่ยวกับอวัยวะปริทันต์ อาหารที่รับประทานประวัติการสูบบุหรี่ ลักษณะการบิดเคี้ยว ประวัติสุขภาพเรื่องโรคเบาหวาน โรคความดันโลหิต การมีวัสดุบูรณะใต้เหงือก การมีเลือดออกเมื่อวัดด้วยเครื่องวัดร่องลึกปริทันต์ ดัชนีคราบจุลินทรีย์ (OHI-S) ค่าเฉลี่ยร่องลึกปริทันต์ การมีหินน้ำลายที่ผิวรากฟัน การเกิดความวิการบริเวณง่ามรากฟัน และการสูญเสียกระดูกเบ้าฟันแนวตั้ง ข้อมูลทั้งหมดจะถูกป้อนเข้าสู่โปรแกรมเพื่อให้เกิดการเรียนรู้แล้วจากนั้นนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบเพื่อวัดผลประสิทธิภาพของโปรแกรมอีกครั้ง

ในปี 2018 ในการศึกษาของ Farzad⁽⁶⁸⁾ มีจุดประสงค์เพื่อให้เกิดการวินิจฉัยตั้งแต่ในระยะเริ่มแรก (early diagnosis) โดยได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบที่มี Propagation algorithm แบบ Levenberg-Marquardt training function โดยเก็บข้อมูลของ อายุ เพศ ความลึกของร่องลึกปริทันต์ การสูญเสียการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์ และดัชนีคราบจุลินทรีย์ มาใช้เป็นข้อมูลนำเข้า แต่ในโมเดลนี้จะมีชั้นซ่อน (hidden layer) เพียง 2 ชั้น

ในด้านของการทำนายโรค ในปี 2018 ได้มีการศึกษาของ Martinez และคณะ⁽⁶⁹⁾ คิดค้นโมเดลในการทำนายการสูญเสียฟันในผู้ป่วยโรคปริทันต์ที่อยู่ในระยะการคงสภาพปริทันต์ (Following maintenance) และสามารถพยากรณ์ระยะเวลาในการอยู่รอดของซี่ฟันนั้นๆ โดยที่โมเดลจะทำการคำนวณความน่าจะเป็นในการสูญเสียฟันแต่ละซี่ โดยมีการพิจารณาปัจจัยเสี่ยงต่างๆ ร่วมด้วย ได้แก่ ปัจจัยเรื่องการสูบบุหรี่ ปัจจัยเรื่องของการนอนกัดฟัน อายุ การสูญเสียระยะการยึดเกาะของอวัยวะปริทันต์ ระดับการโยกของฟัน ชนิดของฟัน (ฟันกรามหรือฟันซี่อื่นๆ ที่ไม่ใช่ฟันกราม) ฟันซี่ที่มีค่าความน่าจะเป็นสูงเข้าใกล้ 1 ก็จะสามารถทำนายได้ว่ามีแนวโน้มในการที่จะสูญเสียไปก่อนซี่อื่นๆ

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

1.การออกแบบงานวิจัย

เป็นการวิจัยเชิงวิเคราะห์แบบย้อนหลัง (Retrospective analytic studies)

2.ประชากรเป้าหมาย

แฟ้มประวัติผู้ป่วยภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์ มศว พร้อมภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก จำนวน 90 แฟ้ม

3.กลุ่มตัวอย่าง

แฟ้มประวัติผู้ป่วยภาควิชาทันตกรรมทั่วไป คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ พร้อมภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก โดยมีเกณฑ์ในการคัดเลือกดังนี้

เกณฑ์ในการคัดเข้า

1. เป็นแฟ้มประวัติที่มีข้อมูลการตรวจสุขภาพช่องปากและวางแผนการรักษาแบบทันตกรรมพร้อมมูล

2. ได้รับการถ่ายภาพรังสีชนิดพาโนรามิกเพื่อประกอบการตรวจและการวางแผนการรักษา

3. ได้รับการวินิจฉัยโรคปริทันต์ตามหลักเกณฑ์ของ AAP 1999

เกณฑ์ในการคัดออก

1. แฟ้มประวัติที่มีข้อมูลไม่ครบถ้วน

2. ไม่มีภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิกประกอบการตรวจและการวางแผนการรักษา

4.การคำนวณขนาดกลุ่มตัวอย่าง

เนื่องจากทราบขนาดของประชากรที่แน่ชัด จึงใช้สูตรการคำนวณหาขนาดตัวอย่างของ Taro Yamane ดังนี้

$$n_0 = N / (1 + Nd^2)$$

n = ขนาดตัวอย่าง

N = ขนาดของประชากรที่จะทำการศึกษา

D = ค่าความผิดพลาด

ในการศึกษานี้กำหนดให้มีค่าความผิดพลาดได้ไม่เกิน 0.05 ดังนั้นจะคำนวณได้ขนาดตัวอย่างดังนี้

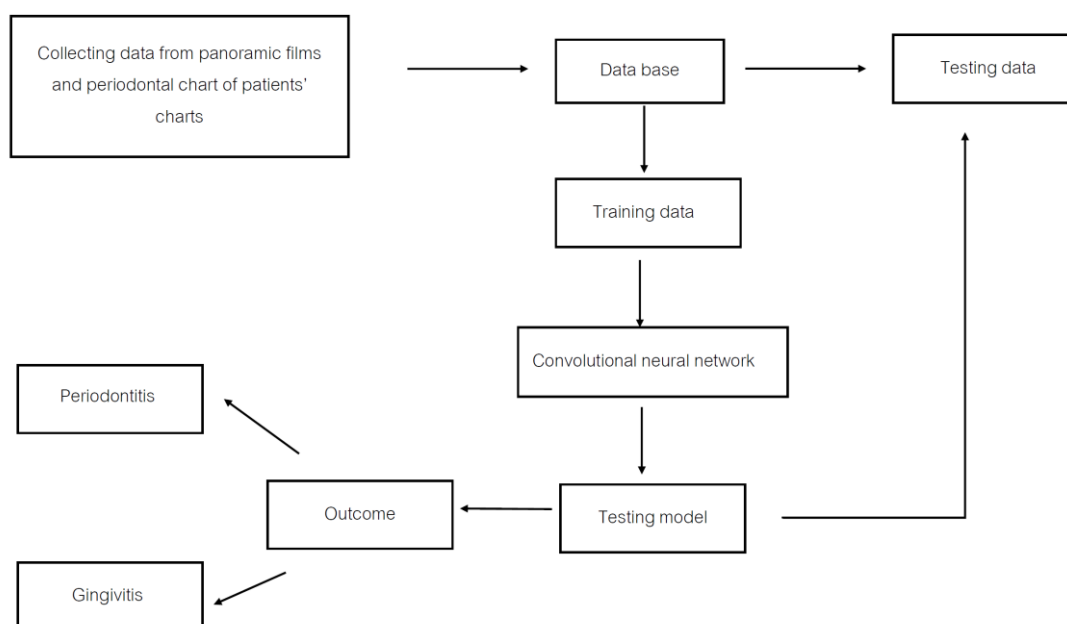
$$n_0 = 90 / (0.05)^2 (90 + 1)$$

$$= 73.47 \sim 75 \text{ แพ้ม}$$

จากนั้น สุ่มร้อยละ 80 ของกลุ่มตัวอย่างมาทำเป็นฐานข้อมูลการเรียนรู้ของโปรแกรม และอีกร้อยละ 20 ของกลุ่มตัวอย่างนำมาเป็นกลุ่มทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม

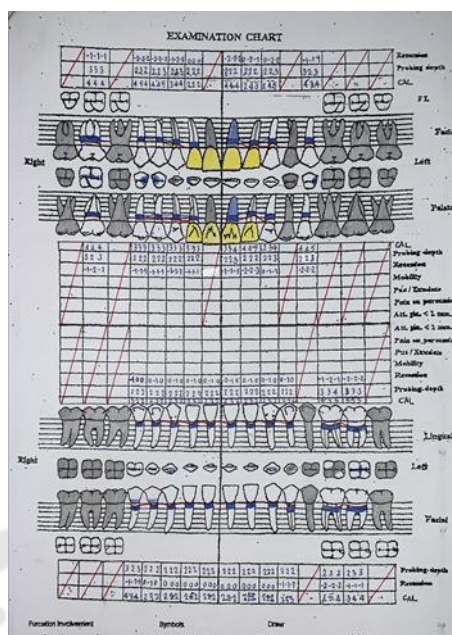
5.วิธีการดำเนินการวิจัย

5.1 แผนพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์



ภาพประกอบ 17 แสดงขั้นตอนในการพัฒนาโปรแกรมเพื่อการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์

กระบวนการศึกษาวิจัยเริ่มด้วยการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคปริทันต์ พบว่า หลักเกณฑ์ในการวินิจฉัยโรคปริทันต์ที่เป็นที่นิยมใช้และได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางเป็นไปตามหลักการของ AAP 1999 ซึ่งได้ใช้ค่าตัวแปร 3 ค่าหลัก ในการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์ ได้แก่ ค่าระยะขอบเหงือก (Gingival margin) ค่าระยะร่องลึกปริทันต์ (Periodontal pocket depth) และค่าการสูญเสียการยึดเกาะทางคลินิกของอวัยวะปริทันต์ (Clinical attachment level) ซึ่งในการเก็บข้อมูลเพื่อนำมาทำฐานข้อมูลนั้น จะเก็บจากแบบตรวจสภาวะปริทันต์จากแฟ้มประวัติของผู้ป่วยภาควิชาทันตกรรมทั่วไป มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ



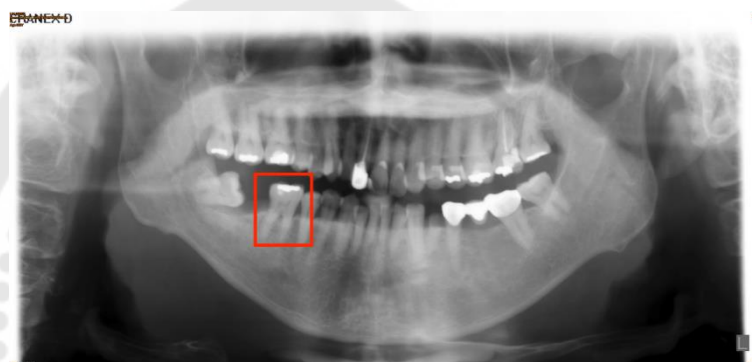
ภาพประกอบ 18 แสดงตัวอย่างแบบตรวจภาวะปริทันต์จากแฟ้มประวัติของผู้ป่วย

และทำการใส่รหัสเพื่อจับคู่ระหว่างแบบตรวจกับภาพถ่ายรังสีพาโนรามาของผู้ป่วย
รายเดียวกัน (ภาคผนวก 1)

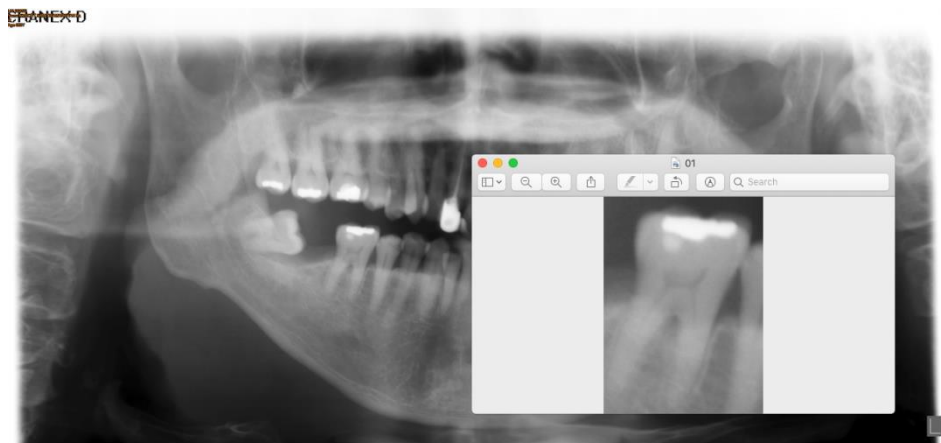
	A	B	C	D	E
1	ID	HN	Diagnosis	X-ray	
2	28	2017/55	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		
3	29	3767/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis		
4	30	1552/59	gingivitis associated with dental plaque only		
5	31	3741/59	generalized severe chronic periodontitis		
6	32	2647/59	gingivitis associated with dental plaque only		
7	34	2169/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		
8	35	1451/59	gingivitis associated with dental plaque only		
9	36	931/60	generalized severe chronic periodontitis		
10	38	206/60	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		

ภาพประกอบ 19 แสดงข้อมูลที่ทำให้การจับคู่คำวินิจฉัยกับภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก

จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องในการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์มาช่วยในทาง การแพทย์ พบว่า มีทั้งโปรแกรมที่ช่วยในการวินิจฉัย โปรแกรมที่ช่วยวางแผนการรักษา และ โปรแกรมที่ช่วยติดตามผลการรักษา สำหรับโปรแกรมที่นำมาใช้ช่วยในการวินิจฉัยมักเป็นการ วิเคราะห์ภาพถ่ายรังสี ซึ่งระบบการทำงานพื้นฐานจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน เป็นพื้นฐานในการวิเคราะห์ เมื่อทำการสร้างโมเดลได้แล้ว ข้อมูลที่ได้เตรียมไว้จะถูกสุ่ม 80% เพื่อ เป็นข้อมูลให้โปรแกรมได้เกิดการเรียนรู้ ส่วนอีก 20% จะเป็นข้อมูลที่ใช้ทดสอบค่าความถูกต้อง แม่นยำของโปรแกรม เมื่อเทียบกับการวินิจฉัยด้วยทันตแพทย์เฉพาะทางโรคเหงือก



ภาพประกอบ 20 แสดงภาพถ่ายรังสีพาโนรามาิก ที่นำมาทำการเตรียมข้อมูลด้วยการแยกภาพ ออกเป็นซี่ฟันเดี่ยวๆ

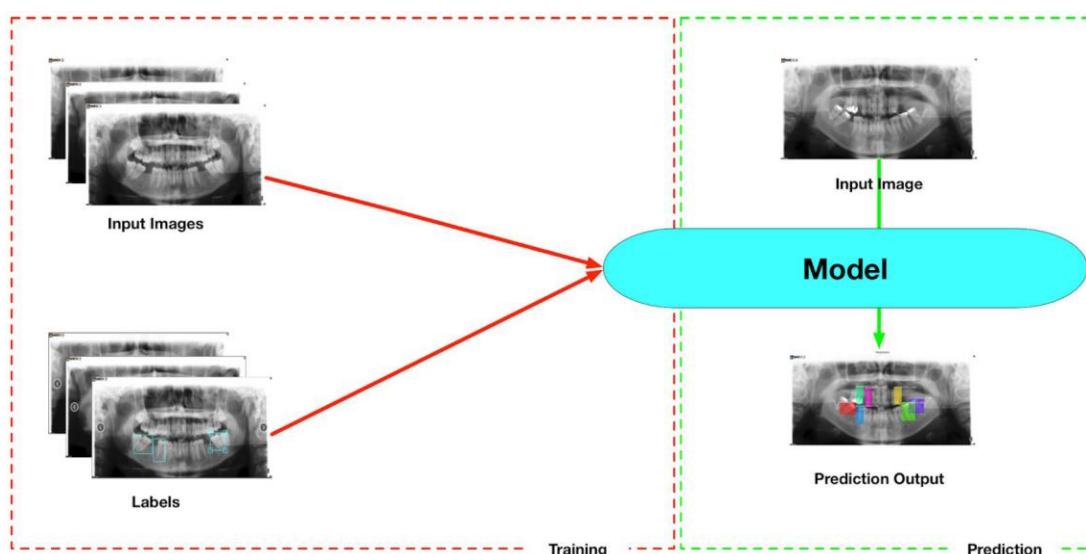


ภาพประกอบ 21 แสดงภาพเดี่ยวของฟันแต่ละซี่

จากภาพประกอบ 20 และ 21 แสดงการเตรียมข้อมูลจากภาพถ่ายรังสี เพื่อทำฐานข้อมูลให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ จากนั้นจะได้โมเดลต้นแบบขึ้นมา นำโมเดลนั้นมาทดสอบการใช้งานโดยการใส่ข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดฐานข้อมูล จากนั้นคอมพิวเตอร์จะทำการวินิจฉัยออกมาว่าเป็นโรคปริทันต์ชนิดใด โดยในการทำโมเดลแต่ละแบบนั้น จะมีการใส่ค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องเข้าไปที่แตกต่างกัน เพื่อให้ได้โมเดลที่มีความแม่นยำและความไวมากขึ้น

5.2 ขั้นตอนการสร้างโปรแกรมเพื่อการวินิจฉัยแยกโรคปริทันต์โดยการเลือกโมเดลที่มีความแม่นยำสูงสุด

ภาพรวมของการสร้างโมเดลสำหรับการทำนายฟันซี่ที่เป็นโรคปริทันต์ โดยนำภาพรังสีพาโนรามิก มาทำการตีกรอบ (Labels) ซี่ฟันที่มีการละลายตัวของกระดูกรอบปลายรากฟัน แล้วแยกเก็บเป็นสองชุด ชุดแรกคือชุดภาพรังสีดั้งเดิม กับชุดภาพรังสีที่มีการตีกรอบซี่ฟัน ดังภาพประกอบ 22



ภาพประกอบ 22 แสดงภาพรวมของการสร้างโปรแกรมในการวินิจฉัยโรคปริทันต์

จากภาพ การสร้างโปรแกรม เริ่มต้นที่กรอบด้านซ้าย ประกอบไปด้วยข้อมูลนำเข้า 2 อย่าง คือ รูปภาพนำเข้าดั้งเดิม (Input images) และชุดของภาพที่ทำการตีกรอบสี่เหลี่ยมที่มีลักษณะการละลายตัวของกระดูกรอบปลายรากฟัน (Labels) ส่วนข้อมูลของ Labels จะเก็บในรูปแบบกล่องสี่เหลี่ยม (bounding box) x, y, w และ h, x, y

โครงสร้างหลักของโปรแกรมคือ Faster R-CNN โดยมี Backbone Network เป็น ResNeXt-101 with Feature Pyramid Network ซึ่ง Backbone Network เป็นส่วนแรกของโปรแกรมที่จะหา Low-level Features ของวัตถุที่จะระบุใน Labels ตัว Model ที่ใช้ถูกตั้งค่า Parameters เริ่มต้นจาก ImageNet เพื่อให้การเรียนรู้บนชุดข้อมูลขนาดเล็กมีความแม่นยำที่สูงขึ้น

Region Proposal Network เป็นส่วนที่ทำ Localization คือการหาว่าวัตถุที่เรา Label อยู่ตำแหน่งไหนของภาพโดยทำนายตำแหน่งที่น่าจะเป็นโรคปริทันต์ของซี่ฟันในภาพนั้นๆ

Network Head คือส่วนสุดท้ายของโมเดล โดยมี Error Functions เพื่อวัดผลตัวเลขที่โมเดลทำนายตำแหน่งของ Periodontitis โดยตำแหน่งของกล่องที่ทำนายใช้ Huber Loss ความถูกต้องของการระบุกล่องที่ทำนายว่าเป็น Periodontitis ใช้ Sigmoid Cross-Entropy Loss ส่วนของ Softmax Cross-Entropy ในกรณีนี้ไม่ได้ใช้เนื่องจากไม่ได้ต้องการทำ Image Segmentation ค่า Loss ที่มากจะสะท้อน Accuracy ที่ต่ำ ตัวโมเดลก็จะปรับ Parameters ใน Network แต่ละ Layers เพื่อให้ค่า Loss ต่ำลง ค่า Accuracy สูงขึ้น

Hyperparameters คือค่าต่างๆ ที่ไม่ได้ถูกปรับโดยการเทรนโมเดล แต่จะต้องปรับแต่งค่านี้เองตามผลการทดลอง

1.Learning Rates

1.1 Iteration 1 - 1040: 0.0025

1.2 Iteration 1041 - 1160: 0.00125

1.3 Iteration 1161 - 1200: 0.000625

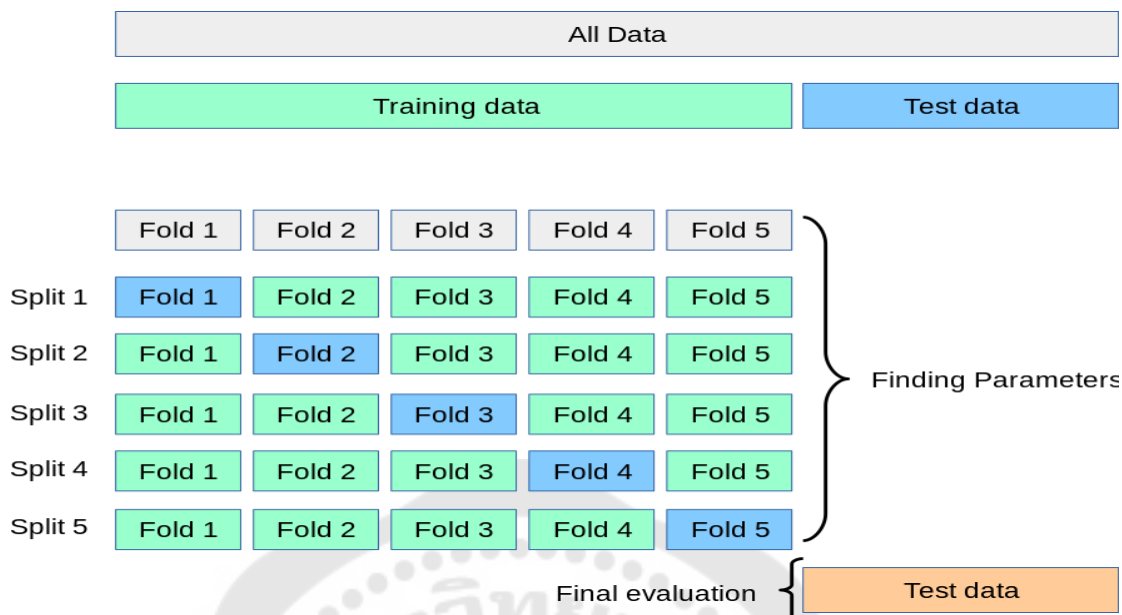
2.Weight Decay: 0.001

3.Momentum: 0.9

E4.poch: 20 (1200 Iterations)

การเรียนรู้ของโปรแกรม

การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับนำไปฝึกให้เกิดการเรียนรู้ของโปรแกรม และเพื่อการปรับค่าพารามิเตอร์ให้เกิดความแม่นยำ จะใช้วิธีแบ่งแบบ 5- Fold Cross – Validation โดยแบ่งข้อมูลดังภาพประกอบ 23



ภาพประกอบ 23 แสดงการจัดแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของโปรแกรม

รูปภาพและ Labels จะถูกแบ่งออกเป็น 5 ชุด สำหรับการเรียนรู้ (ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้คือ กล้องสีเขียว) และอีกชุดคือข้อมูลสำหรับการทดสอบ (ข้อมูลสำหรับการทดสอบคือ กล้องสีฟ้าริมขวาสุด) ในแต่ละรอบของการเทรนแต่ละ fold (split) ก็จะมี Validation set (กล้องสีฟ้า Fold1, Fold2, Fold3,...) การแบ่งข้อมูลแต่ละ fold จะสามารถบอกได้ว่าข้อมูลที่เรานำไปเทรนมีการกระจายของข้อมูลเพียงพอที่จะนำไปทดสอบกับรูปภาพส่วนที่เป็นข้อมูลทดสอบ ซึ่งจะได้โปรแกรมที่แม่นยำที่สุดไปใช้เรียนรู้กับชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ทั้งหมด

5.3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโปรแกรม

โดยค่าตัววัด (metric) ที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ ได้แก่ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision) ค่าการทำซ้ำ (Recall) และพื้นที่ใต้กราฟระหว่างค่า precision และ ค่า recall เรียกว่า Precision – Recall curve

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ผลการทดสอบโปรแกรม

จากการออกแบบโปรแกรมการทดลองทั้งหมด 5 แบบ ได้ผลการทดลองดังตาราง

ตาราง 2 แสดงผลการทดสอบโปรแกรมทั้ง 5 แบบ

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	12/15	3/15	0.6161	67.6
5	41m 17.860s	61/61	0/61	100	52	8/15	7/15	0.6427	59.9

จากตาราง 2 แสดงผลการทดสอบโปรแกรมทั้ง 5 แบบ โดยที่โปรแกรมแบบที่ 1 ให้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision หรือ mAP) ของการเทรนนิ่ง (Validation mAP) อยู่ที่ ร้อยละ 80.5 และได้ผลค่าเฉลี่ยความแม่นยำของชุดทดสอบ (Test mAP) อยู่ที่ ร้อยละ 64 จากนั้นนำโปรแกรมแบบที่ 1 มาทำการทดสอบชุดข้อมูลที่ทำการแยกเอาไว้ตั้งแต่แรกเพื่อทดสอบความแม่นยำของโปรแกรม ได้ผลดังตารางที่ 3

ตาราง 3 แสดงผลการทดสอบข้อมูลกลุ่มทดลอง

Fold	Training Time	Training Precision > 50 [Number of Images]	Training Precision < 50 [Number of Images]	Train mAP [50]	Validation on mAP [50]	Validation Precision > 50 [Number of Images]	Validation Precision < 50 [Number of Images]	Inference Time [s]
Final	41m 25.549s	75/75	0/75	100	65.3	10/14	4/10	0.6462

จากตาราง 3 แสดงผลการทดสอบความแม่นยำของโปรแกรมกับชุดข้อมูลทดสอบ ได้ผลค่าเฉลี่ยความแม่นยำของชุดทดสอบที่ ร้อยละ 65.3 โดยที่ ข้อมูลชุดทดสอบ มีจำนวนภาพที่มีค่าความแม่นยำ (Validation precision) ที่มากกว่า ร้อยละ 50 จำนวน 10 ภาพ จากจำนวนข้อมูล 14 ภาพ ส่วนอีก 4 ภาพ จะได้ค่าความแม่นยำน้อยกว่าร้อยละ 50 โดยแต่ละภาพใช้เวลาในการตรวจสอบ 0.6462 วินาที

การแสดงผลของการทำนายโรคจะแสดงออกม้างภาพที่ 24 โดยนำภาพต้นฉบับ กับ ภาพแสดงผลมาเปรียบเทียบกันได้ดังนี้



ก

ข

ภาพประกอบ 24 แสดงภาพต้นฉบับ (ภาพ ก) ที่นำมาเป็นภาพทดสอบโปรแกรม และ ภาพแสดงผลการทำนายโรค (ภาพ ข)

จากภาพประกอบ 24 โปรแกรมจะแสดงผลการทำนายโรค โดยการตีกรอบสีพื้นที่มี
ลักษณะของโรคปริทันต์ พร้อมระบุตัวเลขความน่าจะเป็นโรค ยิ่งค่าเข้าใกล้ 1 แปลว่ามีความน่าจะเป็น
เป็นโรคสูง



บทที่ 5

การวิเคราะห์และสรุปผลการศึกษา

วิเคราะห์ผลการศึกษา

ในการศึกษานี้ได้ทำการแยกกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มที่เป็นโรคปริทันต์กับกลุ่มที่ไม่ได้เป็นโรคปริทันต์ เรียกว่า Binary classifiers โดยการแยกข้อมูลลักษณะนี้นิยมนำมาใช้อย่างแพร่หลายกับการศึกษาในด้านชีววิทยาและการแพทย์ โดยทั่วไปแล้วการประเมินความสามารถในการทำนายของโมเดลที่ใช้หลักการจำแนกกลุ่ม มักนิยมใช้ ค่าความแม่นยำ (accuracy rate) ค่าความผิดพลาด (error rate) พื้นที่ใต้กราฟ (area under the Receiver Operating Characteristics (ROC) curve) หรือ AUC ในช่วงที่เป็นขั้นตอนของการเทรนนิ่งโมเดล เมื่อได้โมเดลสุดท้ายแล้วนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลที่แยกไว้ จะใช้ Precision-Recall (PRC) plots หรือ ROC plots

ในการศึกษาที่ใช้โมเดลแบบ binary classifiers นั้น กลุ่มตัวอย่างจะถูกจัดแยกออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มเป็นโรค (positive) และ กลุ่มไม่เป็นโรค (negative) โดยที่จะแสดงผลออกมาในรูปแบบของ confusion matrix หรือ contingency table แบ่งออกได้เป็น 4 ชนิดย่อย คือ

True positives (TP) คือทุกตัวอย่างที่เป็นโรค สามารถตรวจได้ผลว่าเป็นโรคอย่างแท้จริง

False positives (FP) คือตัวอย่างที่ไม่เป็นโรค แต่ตรวจได้ผลว่าเป็นโรค

True negatives (TN) คือทุกตัวอย่างที่ไม่เป็นโรค สามารถตรวจได้ผลว่าไม่เป็นโรคอย่างแท้จริง

False negatives (FN) คือตัวอย่างที่เป็นโรค แต่ตรวจได้ผลว่าไม่เป็นโรค

ดังนั้น ตัวอย่างที่เป็นโรคทั้งหมด $= TP + FN$

ตัวอย่างที่ไม่เป็นโรคทั้งหมด $= FP + TN$

Sensitivity $= TP / (TP + FN)$

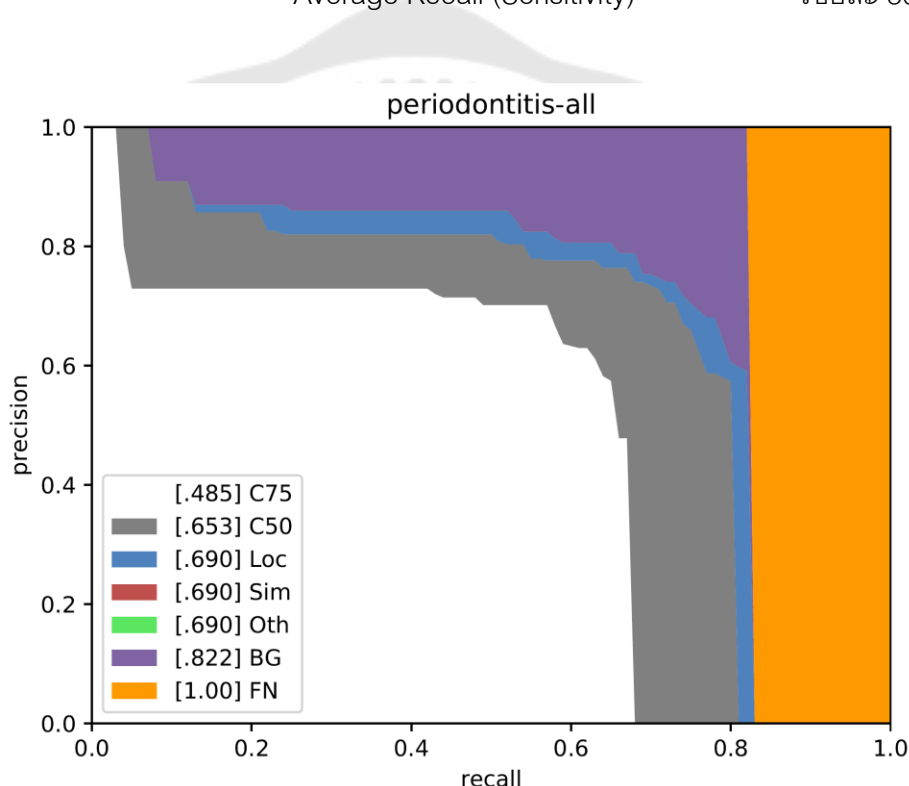
Specificity $= TN / (TN + FP)$

Precision-Recall curve จะแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง precision (= positive predictive value) และ recall (= sensitivity) โดยที่ แกน x จะแสดงค่า recall (หรือค่า sensitivity = $TP / (TP + FN)$) และแกน y แสดงค่า precision (= positive predictive value = $TP / (TP + FP)$)

จากผลการทดลอง ตัววัด (Metric) ที่นำมาใช้ในการประเมินผลคือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (mean average precision หรือ mAP) เป็นตัววัดที่นิยมมากในการวัดความเที่ยงตรงแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการตรวจจับวัตถุใดๆ เช่น โปรแกรม Faster R-CNN, SSD เป็นต้น ซึ่งในการตรวจจับวัตถุใดๆ จะนิยมใช้ Precision – Recall curve มากกว่า ROC curve โดยผลจากการศึกษาพบว่า ค่า Average Precision (AP) ก็คือค่าที่ใช้วัดความเฉพาะเจาะจง (Specificity) และค่า Average Recall (AR) ก็คือค่าที่ใช้วัดความไวในการตรวจจับวัตถุของโปรแกรม

โดยในการศึกษานี้ได้ผล Average Precision (Specificity) = ร้อยละ 65.3

Average Recall (Sensitivity) = ร้อยละ 80.5



ภาพประกอบ 25 แสดงกราฟความสัมพันธ์ของค่า Precision – Recall curve

ในอดีตที่ผ่านมาได้มีการศึกษาที่นำเอาภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาไปใช้อย่างกว้างขวางและหลากหลาย ทั้งในด้านการวินิจฉัยโรค การพยากรณ์โรคและการวางแผนการรักษา อย่างไรก็ตาม เนื่องจากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาที่มีข้อจำกัดบางประการที่สำคัญคือ มีการซ้อนทับกันของโครงสร้างในบริเวณใกล้เคียง รวมทั้งมีการหดยายของภาพในบางตำแหน่งซึ่งส่งผลต่อ

ความคมชัดของภาพ ในระดับที่สายตามนุษย์รับรู้ได้และส่วนที่ไม่สามารถแยกได้ ดังนั้นเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์จึงก้าวเข้ามามีบทบาทสำคัญในการแก้ไขปัญหาในส่วนนี้

ในแง่ของการวินิจฉัยและวางแผนการรักษาโรคปริทันต์ ตั้งแต่ในอดีตมา การวินิจฉัยจะอาศัยการตรวจทางคลินิก ร่วมกับการถ่ายภาพรังสีชนิดรอบปลายรากฟัน (Periapical radiography) ด้วยเชื่อว่า เทคนิคการถ่ายภาพดังกล่าว จะเกิดการยืดขยายของภาพน้อยที่สุด ซึ่งจะต้องทำการถ่ายภาพรังสีของฟันทุกซี่ในช่องปาก จึงจะสามารถได้ข้อมูลที่ครบถ้วนในการวินิจฉัย มีข้อมูลการศึกษาที่แสดงให้เห็นว่า การถ่ายภาพรังสีชนิดรอบปลายรากฟัน ไม่ใช่เพียงวิธีการเดียวที่จะสามารถตรวจหาการละลายตัวของกระดูกเบ้าฟันได้

ในปี 2014 การศึกษาของ Takeshita และคณะ⁽⁶⁹⁾ ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับเทคนิคการถ่ายภาพรังสีชนิดต่างๆ ในการตรวจประเมินการสูญเสียกระดูกเบ้าฟัน โดยทำการหาค่าเฉลี่ยการสูญเสียกระดูกเบ้าฟันจากภาพถ่ายรังสีเทคนิคต่างๆ มาเปรียบเทียบกัน ได้ข้อสรุปว่า เทคนิคการถ่ายภาพรังสีแบบ CBCT ให้ค่าเฉลี่ยที่ใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยของกลุ่มควบคุมมากที่สุด โดยที่ค่าเฉลี่ยของภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาิกนั้น มีค่าต่ำกว่ากลุ่มควบคุม แต่เมื่อนำมาวิเคราะห์ทางสถิติพบว่า ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ จึงสรุปผลจากการศึกษานี้ได้ว่า ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาิกสามารถนำมาใช้ประเมินการสูญเสียกระดูกเบ้าฟันในเบื้องต้นได้ นอกจากนั้นแล้ว การศึกษาของ Tugnait A และคณะ^(70, 71) ก็ให้ผลการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างการถ่ายภาพรังสีเทคนิครอบปลายรากฟันแบบขนาน กับเทคนิคพาโนรามาิก ในการตรวจจับลักษณะต่างๆ ของภาพที่สำคัญ เช่น ระดับกระดูกเบ้าฟัน ลักษณะการละลายตัวของกระดูกเบ้าฟัน การเกิดรอยโรคบริเวณง่ามรากฟัน ต่างๆ ได้ข้อสรุปว่า ทั้งภาพถ่ายรังสีชนิดรอบปลายรากฟันและภาพถ่ายรังสีพาโนรามาิก สามารถตรวจพบลักษณะดังกล่าวได้เหมือนกัน ดังนั้นแล้ว ภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามาิกจึงสามารถนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรคปริทันต์ได้อย่างน่าเชื่อถือ

การพัฒนาของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ทำให้เกิดการพัฒนาเทคนิคในการวินิจฉัยโรค การวางแผนการรักษาและการพยากรณ์โรค ที่มีความแม่นยำถูกต้อง รวดเร็ว ประหยัดทรัพยากร ลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากมนุษย์ และสามารถส่งต่อข้อมูลได้อย่างสะดวกมากขึ้น ในทางการแพทย์ได้นำการวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีด้วยเทคนิคคอนโวลูชันมาใช้ในการวินิจฉัยโรค เช่น การวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีทรวงอก เพื่อวินิจฉัยแยกโรคต่างๆ เช่น Pneumonia, Cardiomegaly, Emphysema เป็นต้น โดยที่มามีการศึกษาของ Pranav R และคณะ⁽⁷²⁾ ในปี 2017 ได้นำโปรแกรมวิเคราะห์ภาพเทคนิคคอนโวลูชัน มาทำการวินิจฉัยภาพถ่ายรังสีทรวงอกดิจิทัล แล้วเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเทียบกับการวินิจฉัยจากนักรังสีวิทยา จำนวน 4 คน ได้ข้อสรุปว่า โปรแกรมวิเคราะห์

ภาพคอนโวลูชันมีความแม่นยำกว่าผลการวิเคราะห์ภาพจากนักรังสีวิทยา อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงให้เห็นว่า โปรแกรมมีความสามารถในการวิเคราะห์ภาพที่สูงมาก สามารถจับรายละเอียดภาพขนาดเล็กที่ดวงตามนุษย์ไม่สามารถแยกความแตกต่างได้ เช่นรอยโรคในระยะแรก อาจไม่แสดงความแตกต่างในภาพรังสีในระดับที่ดวงตามนุษย์สามารถสังเกตเห็น แต่คอมพิวเตอร์ที่วิเคราะห์ภาพจากการวิเคราะห์ความแตกต่างของสี สามารถตรวจเจอได้ ดังนั้นก็จะเกิดประโยชน์อย่างมากในการวินิจฉัยรอยโรคในระยะเริ่มต้น เมื่อวินิจฉัยได้เร็ว การรักษาาก็จะมีประสิทธิภาพและผลลัพธ์ในการรักษาก็จะสูงตามไปด้วย

การศึกษานี้ได้นำเอาความสามารถของปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการวินิจฉัยโรคปอดบวมจากภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก ซึ่งได้มีการศึกษาในลักษณะที่คล้ายคลึงกันในการนำเอาภาพถ่ายรังสีพาโนรามิกมาวิเคราะห์ด้วยการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน โดยในปี 2018 ในการศึกษาของ Makoto M และคณะ(58) ได้นำภาพถ่ายรังสีพาโนรามิกมาทำการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม AlexNet CNN ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นคอนโวลูชันจำนวน 5 ชั้น และมีชั้นเชื่อมต่อ (fully-connected layers) จำนวน 3 ชั้น โปรแกรมทำการวิเคราะห์หาความผิดปกติของโพรงอากาศในกระดูกโหนกแก้ม ทั้งฝั่งซ้ายและขวา เพื่อตรวจหาการอักเสบของโพรงอากาศ โดยมีการเปรียบเทียบกับกรอ่านภาพด้วยกลุ่มนักรังสีวิทยา และกลุ่ม นักศึกษา (Residents) ผลการศึกษานี้พบว่า โปรแกรมแสดงผลค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความไว (Sensitivity) และค่าความจำเพาะเจาะจง (Specificity) สูงถึง ร้อยละ 87.5 ร้อยละ 86.7 และร้อยละ 88.3ตามลำดับ ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับผลในกลุ่มนักรังสีวิทยา ซึ่งได้ผล ร้อยละ 89.6 ร้อยละ 90.0 และร้อยละ 89.2 ในขณะที่กลุ่มนักศึกษา ให้ผลร้อยละ 76.7 ร้อยละ 78.3 และร้อยละ 75.0 ตามลำดับ ซึ่งสรุปผลได้ว่าโปรแกรมวิเคราะห์มีความสามารถเทียบเคียงกับกลุ่มนักรังสีวิทยา แต่อย่างไรก็ตาม เมื่อนำผลการศึกษาของเราที่ได้จากการศึกษานี้ ซึ่งได้ผลค่าความไว ร้อยละ 80.5 และค่าความจำเพาะเจาะจง ร้อยละ 65.3 มาวิเคราะห์เทียบเคียง ก็พบว่ามีความแตกต่างกันในเรื่องของค่าความจำเพาะเจาะจง ซึ่งในจุดนี้อาจเกิดจากความแตกต่างในด้านของโครงสร้างของตัวโปรแกรมที่ใช้ ซึ่งถึงแม้ว่าจะเป็นการใช้ การเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน เหมือนกัน แต่จากพื้นฐานการทำงานแล้ว โปรแกรมที่มีจำนวนชั้นคอนโวลูชัน เยอะ จะสามารถตรวจจับรายละเอียดต่างๆได้มากขึ้น แต่ทั้งนี้ทั้งนั้นก็จะต้องเป็นไปตามลักษณะของข้อมูลที่ต้องการจะศึกษา ซึ่งในการศึกษาของ Motoki นั้น ตัวโปรแกรมมีโครงสร้างคอนโวลูชัน จำนวน 5 ชั้น นอกจากนั้นแล้วยังมีข้อแตกต่างในเรื่องของจำนวนตัวอย่างที่นำมาศึกษาซึ่งในที่นี้ก็คือจำนวนภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก เพราะหัวใจหลักของการนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้นั้นคือปริมาณ

ข้อมูลที่จะใส่เข้าไปให้โปรแกรมได้ทำการเรียนรู้ ยิ่งมีจำนวนมาก ความสามารถในการเรียนรู้และวิเคราะห์ของโปรแกรมก็จะสูงและมีความแม่นยำถูกต้องมากขึ้น

การศึกษาของ Motoki F และคณะในปี 2019 ได้ศึกษาเกี่ยวกับรอยแตกแนวตั้งของรากฟัน ในภาพถ่ายรังสีชนิดพาโนรามิก โดยใช้โปรแกรมการเรียนรู้เชิงลึกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน ชื่อว่า DetectNet ซึ่งในการศึกษาของ Motoki นั้น ใช้กระบวนการ fivefold cross-validation ในการที่จะเทรนนิ่งและทดสอบโปรแกรมซึ่งสอดคล้องกับการศึกษานี้ ที่ใช้กระบวนการแบบเดียวกัน ก็คือชุดข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 5 ชุด ซึ่งมีจำนวนภาพเท่าๆกัน จากนั้นข้อมูลชุดที่ 1-4 จะถูกนำมาใช้เทรนโปรแกรม เมื่อเทรนนิ่งเสร็จแล้วก็จะนำมาทดสอบกับข้อมูลชุดที่ 5 กระบวนการนี้จะทำซ้ำทั้งหมด 5 ครั้ง แต่แต่ละครั้งจะเปลี่ยนชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบทุกครั้ง เมื่อเสร็จสิ้นกระบวนการก็จะได้ โมเดลทั้งหมด 5 แบบ นำโมเดลที่มีค่าความจำเพาะเจาะจง และความไว ที่สูงที่สุด มาใช้เป็นโมเดลสำหรับทดสอบข้อมูลชุดที่ได้ทำการแยกออกไว้แต่แรก เป็นข้อมูลที่โปรแกรมไม่เคยเห็นมาก่อน จากนั้นเมื่อโปรแกรมวิเคราะห์ชุดข้อมูลแล้วก็จะได้ผลค่าความจำเพาะเจาะจง และค่าความไว ของโปรแกรมนั้นออกมา การศึกษาของ Motoki F ได้ผลค่าความไว ร้อยละ 75 ส่วนค่าความจำเพาะเจาะจง คือ ร้อยละ 93 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโปรแกรมที่มีความถูกต้องแม่นยำสูง แต่ผลจากการศึกษานี้พบว่า เมื่อนำมาเทียบแล้ว ในส่วนของค่าความจำเพาะเจาะจงนั้นต่ำกว่า แม้ว่า ในขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมจะมีกระบวนการ fivefold cross-validation เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ ให้มีความแม่นยำที่ดีขึ้น นอกจากนั้นแล้วกลุ่มขนาดตัวอย่างที่แตกต่างกันอาจทำให้ไม่เกิดการกระจายตัวแบบปกติของกลุ่มตัวอย่างได้ แต่เมื่อพิจารณาในส่วนของค่าความไว แล้วก็พบว่า ทั้งสองการศึกษานี้ มีค่าความไวที่ใกล้เคียงกัน

ในปี 2019 การศึกษาของ Joachim K และคณะ (73) ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน นำมาวิเคราะห์ภาพถ่ายรังสีพาโนรามิก ในการตรวจหาการเกิดกระดูกเสียของกระดูกขากรรไกรบน (Periodontal bone loss (PBL)) โดยใช้กลุ่มตัวอย่างขนาด 1,750 ภาพ แบ่งเป็นชุดทดสอบ 350 ภาพ และชุดเทรนนิ่ง 1,400 ภาพ โดยมีกระบวนการเทรนนิ่งเป็น tenfold cross-validation และโมเดลสุดท้ายที่จะนำมาทดสอบเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก 7 ชั้น (seven layer deep neural network) ได้ผลค่าความไว เท่ากับ 0.81 และค่าความจำเพาะเจาะจง เท่ากับ 0.81 นำผลที่ได้จากโปรแกรมมาเปรียบเทียบกับผลการทดสอบโดยกลุ่มทันตแพทย์เชี่ยวชาญ พบว่า ผลที่ได้ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ แต่อย่างไรก็ดี ผลที่ได้จากโปรแกรม สามารถสรุปได้ว่า โปรแกรมมีความถูกต้องแม่นยำในระดับเดียวกันกับผู้เชี่ยวชาญ แต่มีข้อได้เปรียบในเรื่องของการ

ใช้เวลาในการประมวลผลน้อย เมื่อเทียบกับผลการศึกษานี้ ก็พบมีค่าความไว ที่ใกล้เคียงกัน ส่วนค่าความจำเพาะเจาะจงนั้นต่ำกว่า

เมื่อเปรียบเทียบจากผลการศึกษาที่ผ่านมา นั้น พบว่า ปัจจัยสำคัญที่จะส่งผลให้โปรแกรมมีความแม่นยำทั้งในด้านความจำเพาะเจาะจงและความไว จำเป็นต้องอาศัยจำนวนตัวอย่างที่มากเพียงพอ และการทำ cross validation เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการเรียนรู้ของโปรแกรม จะเห็นว่า ในการศึกษาครั้งนี้ เนื่องจากจำนวนตัวอย่างน้อย ทำให้ค่าความจำเพาะเจาะจงที่ได้ไม่สูงมากนัก แต่อย่างไรก็ดีสำหรับค่าความไวในการตรวจจับมีค่าสูงในระดับที่น่าพอใจ

ข้อจำกัดในการศึกษา

ในการศึกษานี้มีข้อจำกัดในแง่ของจำนวนกลุ่มตัวอย่าง และการออกแบบการศึกษาที่ไม่มีกลุ่มศึกษาเปรียบเทียบ



บรรณานุกรม

- 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. Journal of dental research. 2011;90(5):653-8.
- 2.Suvan J, D'Aiuto F, Moles DR, Petrie A, Donos N. Association between overweight/obesity and periodontitis in adults. A systematic review. Obesity reviews : an official journal of the International Association for the Study of Obesity. 2011;12(5):e381-404.
- 3.Gibbs SJ, Pujol A, Jr., Chen TS, James A, Jr. Patient risk from intraoral dental radiography. Dento maxillo facial radiology. 1988;17(1):15-23.
- 4.Molander B, Ahlqvist M, Grondahl HG. Panoramic and restrictive intraoral radiography in comprehensive oral radiographic diagnosis. European journal of oral sciences. 1995;103(4):191-8.
- 5.Reeves AF, Rees JM, Schiff M, Hujoel P. Total body weight and waist circumference associated with chronic periodontitis among adolescents in the United States. Archives of pediatrics & adolescent medicine. 2006;160(9):894-9.
- 6.Saini R, Saini S, Saini S. Periodontal diseases: A risk factor to cardiovascular disease. Annals of Cardiac Anaesthesia. 2010;13(2):159-61.
- 7.Bonifait L, Grenier D. Cranberry polyphenols: potential benefits for dental caries and periodontal disease. Journal (Canadian Dental Association). 2010;76:a130.
- 8.Armitage GC. Development of a classification system for periodontal diseases and conditions. Annals of periodontology. 1999;4(1):1-6.
- 9.Paster BJ, Olsen I, Aas JA, Dewhirst FE. The breadth of bacterial diversity in the human periodontal pocket and other oral sites. Periodontology 2000. 2006;42:80-7.
- 10.Moore WE, Moore LV. The bacteria of periodontal diseases. Periodontology 2000. 1994;5:66-77.
- 11.Dogan B, Kipalev AS, Okte E, Sultan N, Asikainen SE. Consistent intrafamilial transmission of Actinobacillus actinomycetemcomitans despite clonal diversity. Journal of

periodontology. 2008;79(2):307-15.

12.Saito Y, Fujii R, Nakagawa KI, Kuramitsu HK, Okuda K, Ishihara K. Stimulation of *Fusobacterium nucleatum* biofilm formation by *Porphyromonas gingivalis*. Oral microbiology and immunology. 2008;23(1):1-6.

13.Bergstrom J. Oral hygiene compliance and gingivitis expression in cigarette smokers. Scandinavian journal of dental research. 1990;98(6):497-503.

14.Jensen JA, Goodson WH, Hopf HW, Hunt TK. Cigarette smoking decreases tissue oxygen. Archives of surgery (Chicago, Ill : 1960). 1991;126(9):1131-4.

15.Negrato CA, Tarzia O, Jovanović L, Chinellato LEM. Periodontal disease and diabetes mellitus. Journal of applied oral science : revista FOB. 2013;21(1):1-12.

16.Kinane DF, Lowe GD. How periodontal disease may contribute to cardiovascular disease. Periodontology 2000. 2000;23:121-6.

17.Nakamura Y, Tagusari O, Seike Y, Ito Y, Saito K, Miyamoto R, et al. Prevalence of periodontitis and optimal timing of dental treatment in patients undergoing heart valve surgery. Interactive cardiovascular and thoracic surgery. 2011;12(5):696-700.

18.Rees TD, Levine RA. Systemic drugs as a risk factor for periodontal disease initiation and progression. Compendium (Newtown, Pa). 1995;16(1):20, 2, 6 passim; quiz 42.

19.Neiva RF, Steigenga J, Al-Shammari KF, Wang HL. Effects of specific nutrients on periodontal disease onset, progression and treatment. J Clin Periodontol. 2003;30(7):579-89.

20.Al Habashneh R, Alchalabi H, Khader YS, Hazza'a AM, Odat Z, Johnson GK. Association between periodontal disease and osteoporosis in postmenopausal women in Jordan. Journal of periodontology. 2010;81(11):1613-21.

21.Tiemann P, Toelg M, Ramos FM. Administration of Ratanhia-based herbal oral care products for the prophylaxis of oral mucositis in cancer chemotherapy patients: a clinical trial. Evidence-based complementary and alternative medicine : eCAM. 2007;4(3):361-6.

22.Marcaccini AM, Novaes AB, Jr., Meschiari CA, Souza SL, Palioto DB, Sorgi CA, et al. Circulating matrix metalloproteinase-8 (MMP-8) and MMP-9 are increased in chronic periodontal disease and decrease after non-surgical periodontal therapy. Clinica chimica

acta; international journal of clinical chemistry. 2009;409(1-2):117-22.

23.Jin LJ, Lamster IB, Greenspan JS, Pitts NB, Scully C, Warnakulasuriya S. Global burden of oral diseases: emerging concepts, management and interplay with systemic health. *Oral diseases*. 2016;22(7):609-19.

24.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.

25.Petersen PE, Ogawa H. The global burden of periodontal disease: towards integration with chronic disease prevention and control. *Periodontology 2000*. 2012;60(1):15-39.

26.Jepsen S, Blanco J, Buchalla W, Carvalho JC, Dietrich T, Dorfer C, et al. Prevention and control of dental caries and periodontal diseases at individual and population level: consensus report of group 3 of joint EFP/ORCA workshop on the boundaries between caries and periodontal diseases. *J Clin Periodontol*. 2017;44 Suppl 18:S85-s93.

27.Vellino A. Artificial intelligence: The very idea: J. Haugeland, (MIT Press, Cambridge, MA, 1985); 287 pp. *Artificial Intelligence*. 1986;29(3):349-53.

28.Rich E, Knight K. *Artificial Intelligence*: McGraw-Hill; 1991.

29.Winston PH. *Artificial Intelligence*: Addison-Wesley Publishing Company; 1992.

30.Poole DI, Poole DL, Poole D, GOEBEL RA, Mackworth AK, Mackworth A, et al. *Computational Intelligence: A Logical Approach*: Oxford University Press; 1998.

31.McCorduck P. *Machines who think: a personal inquiry into the history and prospects of artificial intelligence*: A.K. Peters; 2004.

32.Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*. 2015;61:85-117.

33.Marblestone AH, Wayne G, Kording KP. Toward an Integration of Deep Learning and Neuroscience. *Frontiers in computational neuroscience*. 2016;10:94-.

34.Wassermann EM. Risk and safety of repetitive transcranial magnetic stimulation: report and suggested guidelines from the International Workshop on the Safety of Repetitive Transcranial Magnetic Stimulation, June 5-7, 1996. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*. 1998;108(1):1-16.

- 35.Dave Anderson GM. Artificial neuron network technology. 1992.
- 36.Schmidhuber J, Eldracher M, Foltin B. Semilinear Predictability Minimization Produces Well-Known Feature Detectors1996.
- 37.Cakir S, Otunctemur A. Artificial Intelligence in Medicine. European Archives of Medical Research. 2018;34:1-3.
- 38.Ignizio JP. A brief introduction to expert systems. Computers & Operations Research. 1990;17(6):523-33.
- 39.Meena A, Kumar S. Study and Analysis of MYCIN expert system. International Journal Of Engineering And Computer Science. 2015.
- 40.Nath P. AI & Expert System in Medical Field: A study by survey method. AIITHUN. 2015;Volume-I:100.
- 41.Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation: Prentice Hall PTR; 1998. 842 p.
- 42.Steimann F. On the use and usefulness of fuzzy sets in medical AI. Artificial Intelligence in Medicine. 2001;21(1):131-7.
- 43.Pesonen E OC, Eskelinen M, Juhola M. Diagnosis of acute appendicitis in two databases. Evaluation of different neighborhoods with an LVQ neural network. Methods Inf Med. 1998;37:59-63.
- 44.Golub R CJ, Tan M. The prediction of common bile duct stones using a neural network. J Am Coll Surg 1998;187:594-0.
- 45.Henson DB SS, Bull DR. Artificial neural network analysis of noisy visual field data in glaucoma. Artif Intell Med 1997;10:99-113.
- 46.Bounds DG LP, Mathew BG. A comparison of neural network and other pattern recognition approaches to the diagnosis of low back disorders. Neural Networks 1990;3:583-91.
- 47.Cochand-Priollet B, Koutroumbas K, Megalopoulou T, Pouliakis A, Sivolapenko G, Karakitsos P. Discriminating benign from malignant thyroid lesions using artificial intelligence and statistical selection of morphometric features. Oncology reports. 2006;15 Spec no.:1023-6.

48. Downs J, Harrison R, Kennedy RL, Cross S. Application of the Fuzzy ARTMAP Neural Network Model to Medical Pattern Classification Tasks. *Artificial intelligence in medicine*. 1996;8:403-28.
49. Karakitsos P SE, Pouliakis A, Tzivras M, Archimandritis A, Liossi AI et al. Potential of the back propagation neural network in the discrimination of benign from malignant gastric cells. *Anal Quant Cytol Histol* 1996;18:245-50.
50. Hedén B, Edenbrandt L, Haisty WK, Jr., Pahlm O. Artificial neural networks for the electrocardiographic diagnosis of healed myocardial infarction. *American Journal of Cardiology*. 1994;74(1):5-8.
51. 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. 2017.
52. Burke HB, Hoang A, Iglehart JD, Marks JR. Predicting response to adjuvant and radiation therapy in patients with early stage breast carcinoma. *Cancer*. 1998;82(5):874-7.
53. M.D PD, M.D MS, M.D D, M.D PD, M.D D, M.D D, et al. Artificial neural networks improve the accuracy of cancer survival prediction. *Cancer*. 1997;79:857-62.
54. Tang A, Tam R, Cadrin-Chênevert A, Guest W, Chong J, Barfett J, et al. Canadian Association of Radiologists White Paper on Artificial Intelligence in Radiology. *Canadian Association of Radiologists Journal*. 2018;69(2):120-35.
55. Castiglioni I, Gilardi M. Radiomics: is it time to compose the puzzle? *Clinical and Translational Imaging*. 2018;6.
56. Zalis M, Harris M. Advanced Search of the Electronic Medical Record: Augmenting Safety and Efficiency in Radiology. *Journal of the American College of Radiology : JACR*. 2010;7:625-33.
57. 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 Radiology*. 2019.
58. Llena C, Forner L, Barbero-Navarro I. Vertical root fracture in endodontically treated teeth: A review of 25 cases. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology, oral radiology, and endodontics*. 2001;92:553-5.

59. Murata M, Aiji 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 Radiology*. 2018;35.
60. Deshmukh S. Artificial intelligence in dentistry. *Journal of the International Clinical Dental Research Organization*. 2018;10:47.
61. Hwang J-J, Azernikov S, Efros A, Yu S. Learning Beyond Human Expertise with Generative Models for Dental Restorations. 2018.
62. Živko-babić J, Lisjak D, Ćurković L, Jakovac M. Estimation of Chemical Resistance of Dental Ceramics by Neural Network. *Dental materials : official publication of the Academy of Dental Materials*. 2008;24:18-27.
63. Kositbowornchai S, Plermkamon S, Tangkosol T. Performance of an artificial neural network for vertical root fracture detection: An ex vivo study. *Dental traumatology : official publication of International Association for Dental Traumatology*. 2012;29.
64. Dar-Odeh N, Alsmadi P-O, Bakri F, et al. Predicting recurrent aphthous ulceration using genetic algorithms-optimized neural networks. *Advances and Applications in Bioinformatics and Chemistry*. 2010;2010.
65. Başı B, Ozgonenel O, Özden B, Bekcioglu B, Bulut E. Use of Artificial Neural Network in Differentiation of Subgroups of Temporomandibular Internal Derangements: A Preliminary Study. *Journal of oral and maxillofacial surgery : official journal of the American Association of Oral and Maxillofacial Surgeons*. 2011;70:51-9.
66. Brägger U, Pasquali L, Rylander H, Carnes D, Kornman KS. Computer-assisted densitometric image analysis in periodontal radiography. *Journal of Clinical Periodontology*. 1988;15(1):27-37.
67. Shankarapillai R, Mathur L, Ananthakrishnan Nair M, Rai N, Mathur A. Periodontitis risk assessment using two artificial neural networks-A pilot study. *International Journal of Dental Clinics*. 2010;2:36-40.
68. Arbabi S. The use of artificial intelligence techniques for the diagnosis of periodontal disease by clinical indices. 2018.
69. Martinez Canut P, Alcaraz J, Alvarez-Novoa P, Alvarez-Novoa C, Marcos A, Noguerol

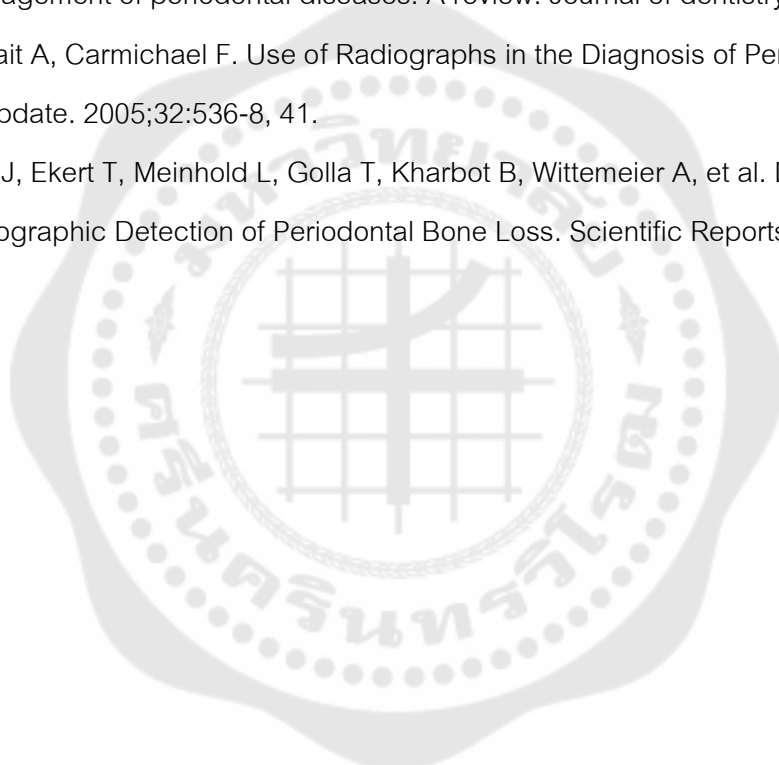
B, et al. Introduction of a prediction model to assigning periodontal prognosis based on survival time. *Journal of Clinical Periodontology*. 2017;45.

70. Takeshita W, Iwaki L, Silva M, Tonin R. Evaluation of diagnostic accuracy of conventional and digital periapical radiography, panoramic radiography, and cone-beam computed tomography in the assessment of alveolar bone loss. *Contemporary clinical dentistry*. 2014;5:318-23.

71. Tugnait A, Clerehugh V, Hirschmann PN. The usefulness of radiographs in diagnosis and management of periodontal diseases: A review. *Journal of dentistry*. 2000;28:219-26.

72. Tugnait A, Carmichael F. Use of Radiographs in the Diagnosis of Periodontal Disease. *Dental update*. 2005;32:536-8, 41.

73. Krois J, Ekert T, Meinhold L, Golla T, Kharbot B, Wittemeier A, et al. Deep Learning for the Radiographic Detection of Periodontal Bone Loss. *Scientific Reports*. 2019;9.

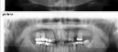


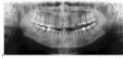
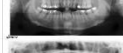
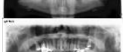


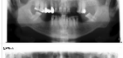
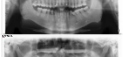
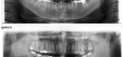
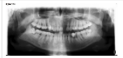
ภาคผนวก 1 ข้อมูลการวินิจฉัยโรคปริทันต์ของกลุ่มประชากรและภาพถ่ายรังสีพาโนรามา

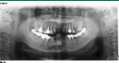
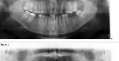
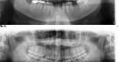
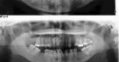
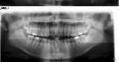
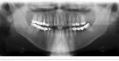
มิก

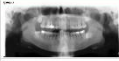
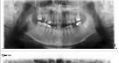
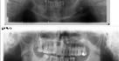
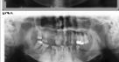
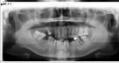
	A	B	C	D	E	F
1	ID	HN	x-ray	DX		
2		1 1894/56		Generalized mild to moderate chronic periodontitis		
3		2 3821/58		gingivitis associated with dental plaque only		
4		3 3799/55		generalized moderate chronic periodontitis		
5		4 1600/56		generalized moderate chronic periodontitis		
6		5 1197/56		generalized moderate chronic periodontitis		
7		6 2466/56		generalized mild to moderate chronic periodontitis		
8		7 528/60		generalized moderate chronic periodontitis		
9		8 1957/59		generalized mild chronic periodontitis		
10		9 2300/53		gingivitis associated with dental plaque only		
11		10 972/59		generalized mild to moderate chronic periodontitis		
12		11 3180/59		generalized mild with localized severe chronic periodontitis		
13		12 2380/48		generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		
14		13 1508/44		gingivitis associated with dental plaque only		
15		14 2530/59		generalized mild with localized severe chronic periodontitis		
16		15 3030/59		generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		
17		16 2356/59		generalized moderate with localized severe chronic periodontitis		
18		17 1215/59		generalized mild to moderate chronic periodontitis		
19		18 2616/59		generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		
20		19 3332/59		gingivitis associated with dental plaque only		
21		20 1606/59		generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis		

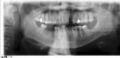
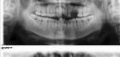
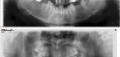
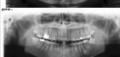
	A	B	C	D	E	F
1	ID	HN	Diagnosis	X-ray		
2	21	678/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
3	23	1731/59	generalized mild to moderate chronic periodontitis			
4	25	3287/59	gingivitis associated with dental plaque only			
5	26	2596/59	generalized mild with localized moderate 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			

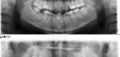
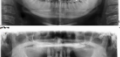
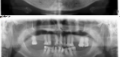
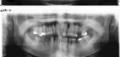
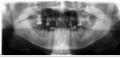
	A	B	C	D	E	F
11	34	2169/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
12	35	1451/59	gingivitis associated with dental plaque only			
13	36	931/60	generalized severe chronic periodontitis			
14	38	206/60	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
15	40	108/60	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
16	42	797/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
17	44	1979/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
18	45	1254/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
19	46	2859/59	gingivitis associated with dental plaque only			
20	48	3270/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			

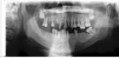
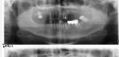
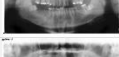
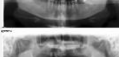
	A	B	C	D	E	F
21	49	2605/59	gingivitis associated with dental plaque only			
22	50	2503/44	generalized mild with localized severe chronic periodontitis			
23	52	265/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
24	53	2532/59	generalized mild to moderate chronic periodontitis			
25	54	2532/59	generalized mild with localized severe chronic periodontitis			
26	55	2611/59	generalized mild with localized severe chronic periodontitis			
27	56	2038/59	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
28	57	1756/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
29	58	3764/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
30	60	2261/58	generalized severe chronic periodontitis			

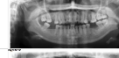
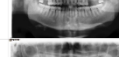
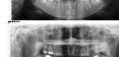
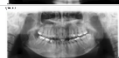
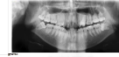
	A	B	C	D	E	F
31	61	212/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
32	62	465/59	gingivitis associated with dental plaque only			
33	63	2869/59	gingivitis associated with dental plaque only			
34	64	2576/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
35	65	329/59	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
36	66	1012/59	generalized mild with localized severe chronic periodontitis			
37	67	1779/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
38	68	2347/59	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
39	69	254/60	generalized mild chronic periodontitis			
40	70	2296/59	gingivitis associated with dental plaque only			

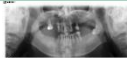
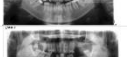
	A	B	C	D	E	F
41	71	722/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
42	72	2201/59	gingivitis associated with dental plaque only			
43	73	412/59	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
44	74	2894/59	generalized severe chronic periodontitis			
45	75	3714/58	generalized severe chronic periodontitis			
46	76	87/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
47	77	3739/58	gingivitis associated with dental plaque only			
48	78	605/58	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
49	79	2323/58	generalized mild to moderate chronic periodontitis			
50	80	2201/58	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			

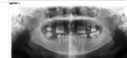
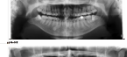
	A	B	C	D	E	F
51	81	1348/58	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
52	83	3526/59	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
53	84	458/58	generalized severe chronic periodontitis			
54	85	1160/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
55	86	2397/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
56	87	2316/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
57	88	3598/58	gingivitis associated with dental plaque only			
58	89	3777/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
59	91	3856/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
60	93	2282/58	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			

	A	B	C	D	E	F
61	94	3775/58	generalized moderate to severe chronic periodontitis			
62	95	2313/58	generalized moderate to severe chronic periodontitis			
63	96	2277/58	gingivitis associated with dental plaque only			
64	97	2066/58	generalized moderate to severe chronic periodontitis			
65	98	2612/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
66	99	349/58	gingivitis on reduced periodontium			
67	100	2300/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
68	101	2322/58	gingivitis on reduced periodontium			
69	102	3670/58	gingivitis associated with dental plaque only			
70	104	2611/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			

	A	B	C	D	E	F
71	105	1459/57	generalized severe chronic periodontitis			
72	106	1843/55	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
73	107	2945/55	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
74	108	3205/58	gingivitis associated with dental plaque only			
75	109	3875/58	generalized severe chronic periodontitis			
76	110	3178/58	gingivitis associated with dental plaque only			
77	111	2315/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
78	112	3964/58	gingivitis associated with dental plaque only			
79	113	2238/58	gingivitis associated with dental plaque only			
80	114	2414/56	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			

	A	B	C	D	E	F
81	115	261/56	gingivitis associated with dental plaque only			
82	116	1227/56	gingivitis associated with dental plaque only			
83	117	1023/56	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
84	118	2556/56	generalized mild with localized severe chronic periodontitis			
85	125	1692/56	gingivitis associated with dental plaque only			
86	126	2458/56	gingivitis associated with dental plaque only			
87	127	586/55	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
88	128	2284/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
89	129	2296/58	gingivitis associated with dental plaque only			
90	130	4062/58	gingivitis associated with dental plaque only			

	A	B	C	D	E	F
91	131	208/58	generalized moderate with localized severe chronic periodontitis			
92	132	969/56	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
93	133	3810/58	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
94	135	1892/58	generalized severe chronic periodontitis			
95	136	2302/58	generalized severe chronic periodontitis			
96	137	158/57	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
97	138	1004/57	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
98	139	2608/57	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
99	142	2623/45	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
100	148	3269/57	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			

	A	B	C	D	E	F
100	148	3269/57	generalized mild to moderate with localized severe chronic periodontitis			
101	149	1445/57	generalized moderate to severe chronic periodontitis			
102	151	720/57	gingivitis associated with dental plaque only			
103	156	3578/54	generalized moderate to severe chronic periodontitis			
104	157	4010/53	gingivitis associated with dental plaque only			
105	158	2597/60	localized mild chronic periodontitis			
106	163	3538/59	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
107	165	1451/60	generalized mild with localized moderate chronic periodontitis			
108						
109						

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ทพญ.อัจฉริยา ตั้งจิตร์ตรง
วัน เดือน ปี เกิด	27 กรกฎาคม 2529
สถานที่เกิด	รพ.สระบุรี จ.สระบุรี
วุฒิการศึกษา	ปริญญาตรี ทันตแพทยศาสตรบัณฑิต มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ที่อยู่ปัจจุบัน	8/170 ม.เพพราหมอินทราวงแหวน ซ.กาญจนภิเษก 4 แขวงออกเงิน เขต สายไหม กทม.

