

การวิเคราะห์รอยแตกร้าวของรากฟันด้วยระบบปัญญาประดิษฐ์ Dental Root Fracture Detection by Using Artificial Neural Network

ตะวัน ตั้งโกศล¹, สุภัทรา ปลื้มกมล¹ และ สุวดี โฆษิตบรรชัย²

¹ ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น จ.ขอนแก่น 40002

² ภาควิชาวินิจฉัยโรคช่องปาก คณะทันตแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น จ.ขอนแก่น 40002

ติดต่อ: โทรศัพท์: 043 202 845 , โทรสาร: 043 202 849

E-mail: tangkosol_83@hotmail.com

supple@kku.ac.th

suwadee@kku.ac.th

บทคัดย่อ

การตรวจหารอยโรคของฟันที่แตกร้าวจากอุบัติเหตุ โดยส่วนใหญ่ถูกวินิจฉัยด้วยสายตาเปล่าของทันตแพทย์ จากภาพถ่ายรังสีระบบฟิล์ม ซึ่งกระบวนการตรวจวินิจฉัยดังกล่าวสามารถตรวจพบได้เพียง 60% เท่านั้น ยิ่งถ้าหาก รอยแตกและร้าวที่เกิดขึ้นนั้นมีรอยบางๆ และแคบมากยิ่งขึ้นจะทำให้การพยากรณ์การลุกลามของรอยโรคของทันต แพทย์ประสบปัญหามากยิ่งขึ้นเพราะไม่สามารถมองเห็นด้วยตาเปล่าได้ ซึ่งจะส่งผลให้กระบวนการตรวจวินิจฉัย รอยโรคเพื่อทำการรักษาผิดพลาดไป ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้นำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์(Artificial Intelligent)มา ผสมผสานกันกับเทคโนโลยีจักรกลวิทัศน์(machine vision) เพื่อสร้างต้นแบบแบบจำลองการวิเคราะห์รอยแตกและ ร้าวของรากฟันเดียวในแนวตั้ง ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น(probabilistic neural networks) โดยนำข้อมูลเกรสเกล (gray scale) ของภาพถ่ายรังสีระบบดิจิตอลของฟัน(ทั้งที่มีรอยแตกร้าวและปกติ) มาป้อน เป็นข้อมูลชุดฝึกให้กับโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 200 ซี่ ซึ่งละ 40 ข้อมูล ที่มีการเรียนรู้ในชั้นซ่อนด้วยRadial basis function และชั้นขาออกด้วย competitive function ผลจากการศึกษาพบว่าระดับความสามารถในการตรวจ พบบรากฟันที่มีรอยแตกและร้าว ของแบบจำลองนี้จะตรวจพบเพิ่มมากกว่าตรวจด้วยสายตาเปล่าหรือมีค่าความไว (sensitivity) เป็น 97.96% และความสามารถในการตรวจพบบรากฟันที่ไม่มีรอยแตกหรือมีค่าความจำเพาะ (specificity) เป็น 90.48% แบบจำลองนี้ถือเป็นนวัตกรรมใหม่ที่จะช่วยทันตแพทย์วินิจฉัยรอยแตกร้าวของรากฟัน

คำหลัก: การแตกของรากฟันในแนวตั้ง จักรกลวิทัศน์ ภาพถ่ายรังสีระบบดิจิตอล ความไว ความจำเพาะ โครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็นหลายชั้น เรเดียลเบสิกฟังก์ชัน คอมเพทิทีฟฟังก์ชัน

Abstract

The dentist's detection for traumatic dental injuries. Mainly diagnosis with eyes of dentist from film radiographic image . It can diagnose only 60%. If the fracture line is narrow, the dentist's diagnosis harder because of fail to see. To affect the dentist's treat fail. It may extract normal teeth. Therefore, this research had combined of artificial intelligence and machine vision for creating the simulation of vertical root fracture detection with probabilistic neural networks that learning in hidden layer with radial basis function and the output layer with competitive function. The input data is gray scale value of digital radiographic image(fracture and normal root) input the dataset 200 training, which is 40 data. The result found that performance of diagnosis vertical root fracture of model . it detect increasing more than human eye or sensitivity 97.96% and also the capability of detect the normal root teeth or specificity is 90.48%. Moreover this model can be good assistance of dentist and it's also modern innovation for detection vertical root fracture.

Keywords: vertical root fracture, machine vision, radiographic image, sensitivity, specificity, probabilistic multilayer neural networks, radial basis function, competitive function

1. บทนำ

การแตกหักของรากฟันถือเป็นปัญหาหลักทางทันตกรรมเป็นอันดับ 3 ต่อจาก ฟันผุ(dental carries) และ โรคปริทันต์(periodontal disease)[1] มีรายงานการเกิดประมาณร้อยละ 0.5 ถึง 7 ของการได้รับบาดเจ็บที่มีต่อรากฟัน [2]และพบมากกับฟันรากเดี่ยวที่มีลักษณะรอยแตกที่เกิดในแนวตั้งถึง 93%[3] สาเหตุของการแตกหักของรากฟัน แบ่งได้เป็น 2 สาเหตุใหญ่ คือ กระบวนการรักษาของทันตแพทย์ เช่น การบูรณะฟันด้วยโพสท์(post) และการปักหมุด(pin) ที่มีขนาดใหญ่เกินไปหรือยาวเกินไปลงไปในคลองรากฟันทำให้เกิดแรงดันที่ผนังคลองรากฟันและเกิดการแตกหักได้ในที่สุด ซึ่งอาจเกิดทันทีหรืออาจเกิดได้ภายหลัง เป็นต้น ส่วนสาเหตุต่อมาคือ เกิดจากแรงกระแทกต่อตัวฟัน (traumatic injury) เช่น การเกิดอุบัติเหตุทางรถยนต์ จากการทำงาน หรือจากการเล่นกีฬา หรือการใช้ฟันผิดวิธี เช่น ใช้ฟันเปิดฝาขวด เป็นต้น

ขั้นตอนการวินิจฉัยรากฟันที่แตกหัก ก่อนที่จะมีการตัดสินใจวางแผนการรักษา ต้องเริ่มจากการซักประวัติและการตรวจทางคลินิก เช่น การตรวจรอบฟันที่สงสัย การส่องด้วยแว่นขยาย การย้อมสีฟัน(staining test) การทดสอบด้วยทรานสลูมินเอนซ์

(transillumination test) การใช้เอ็กสพลอเรอร์(explorer) การใช้เครื่องมือตรวจปริทันต์(probe) การทดสอบการกัด(bite test)และการถ่ายภาพรังสีแบบฟิล์ม(X-rays) ด้วยสายตาเปล่าของทันตแพทย์ รวมถึงการถ่ายภาพรังสี[4] ในการถ่ายภาพรังสี ได้มีการแนะนำให้มีการถ่ายภาพรังสีในหลายๆมุม เพื่อช่วยในการตรวจหารอยแตกหักของรากฟันได้ดียิ่งขึ้น[5] สำหรับการวินิจฉัยฟันด้วยภาพถ่ายรังสีได้มีนักวิจัยหลายท่านได้พยายามศึกษาเพื่อประเมินความถูกต้องในการวินิจฉัยภาพถ่ายรังสีของรากฟันที่มีรอยแตกแนวตั้งด้วยกล้องถ่ายภาพรังสี 2 ระบบ คือ ระบบดิจิตอลและระบบฟิล์ม[6,7] ผลที่ได้คือไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ต่อมาได้มีการเปรียบเทียบภาพถ่ายรังสีอีกครั้งโดยเพิ่มระบบรังสีชนิดโคนบีมคอมพิวเตดโทโมกราฟีเข้าไป[8] ผลที่ได้ก็ยังคงพบว่ายังไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติของภาพถ่ายรังสีทั้ง 3 ชนิด ถึงแม้ว่าในปัจจุบันจะมีภาพถ่ายรังสีหลายชนิดแต่จะเห็นได้ว่าการวินิจฉัยการแตกหักของรากฟันซึ่งจำเป็นต้องอาศัยภาพถ่ายรังสียังคงเป็นอุปสรรคสำหรับทันตแพทย์ต่อการวางแผนการรักษา

ดังนั้นวัตถุประสงค์ของงานวิจัยเป็นการนำโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network) มาประยุกต์ใช้เพื่อช่วยในการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟัน และเพื่อทดสอบหาความสามารถในการตรวจพบรอยแตกหักของรากฟันหรือค่าความไว (Sensitivity) และความสามารถในการตรวจพบรากฟันที่ไม่มีรอยแตกหักหรือค่าความจำเพาะ (Specificity)

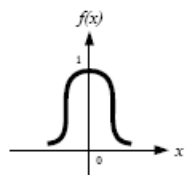
2. โครงข่ายประสาทเทียม

ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัย โดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่ายแบบความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network) เนื่องจากโครงข่ายชนิดนี้มีข้อดี คือ ความสามารถในการฝึกข้อมูลค่อนข้างง่ายและรวดเร็วกว่าโครงข่ายประสาทเทียมชนิดอื่น เช่น backpropagation นอกจากนี้ยังมีความทนทานต่อสิ่งรบกวน (Noise) [9]

โครงข่ายนี้จะแบ่งเป็น 2 ชั้น (Layer) ชั้นแรกจะเป็น Radial Basis Layer ที่มีฟังก์ชันถ่ายโอน เป็น radbas ซึ่งเป็นฟังก์ชันของเกาส์เซียน (gaussian function) มีการทำงานดังสมการที่ 1

$$f(x) = e^{-x^2/\sigma^2} \quad (1)$$

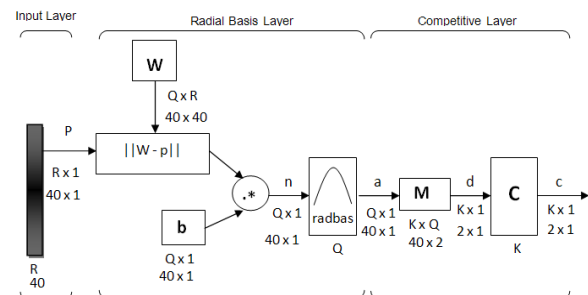
โดยมีพารามิเตอร์ σ เป็นตัวควบคุมความกว้างของฟังก์ชันหรือเรียกว่าพารามิเตอร์การกระจายตัว (spread parameter) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 และมีลักษณะของผลลัพธ์แสดงได้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 แสดงฟังก์ชันเกาส์เซียน

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นอินพุตให้กับชั้นถัดไป และในชั้นที่สองจะเป็น competitive layer และมีฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น compet(C) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะบอกถึง class ของอินพุตที่ป้อนเข้าสู่โครงข่าย งานวิจัยนี้ได้แบ่งออกเป็น 2 class คือพื้นที่มีรอยแตกของรากฟันกับ

พื้นที่ไม่มีรอยแตกของราก และมีสถาปัตยกรรมแบบ 40-42-2



รูปที่ 2 แสดงสถาปัตยกรรมของ Probabilistic Neural Network

จากรูปที่ 2 กำหนดให้

P = เวกเตอร์ที่มีสมาชิกเป็นตัวแปรนำเข้า R ตัว

R = จำนวนของตัวแปรนำเข้า ในกรณีของงานวิจัยนี้จะเก็บค่าระดับความเทาจำนวน 40 ค่า

W = เมตริกซ์ของตัวแปรนำเข้าในโครงข่ายชั้น radial basis

Q = เวกเตอร์ที่ใช้ในการฝึก งานวิจัยนี้ใช้ตัวอย่างในการฝึก 40 ตัวอย่าง

b = ค่าไบแอส

n = เวกเตอร์ของตัวแปรนำเข้าสุทธิของชั้น radial basis โดยที่

$$n = \|W_i - p\| \cdot b_i$$

a = เวกเตอร์ของตัวแปรนำเข้าสุทธิของชั้น radial basis

M = เมตริกซ์ของตัวแปรนำเข้าในโครงข่ายชั้น competitive

d = เวกเตอร์ของตัวแปรนำเข้าสุทธิของชั้น competitive

K = จำนวน class ซึ่งในงานวิจัยนี้มี 2 class

c = เวกเตอร์ของตัวแปรนำเข้าสุทธิของชั้น competitive

3. วิธีทำการวิจัย

ขั้นตอนในการทำวิจัยนี้เริ่มจากการเก็บตัวอย่างข้อมูล การหาลักษณะเด่นและวิเคราะห์ภาพ และการรู้จำของแบบจำลองแสดงได้ดังนี้

3.1 การเก็บตัวอย่างข้อมูล(Data Acquisition)

เก็บฟันจริงจำนวน 200 ซี่ ที่ถูกถอนออกมาแล้ว
นำไปแช่ในฟอมาลีน 10% และทำความสะอาด ดังรูป
ที่ 3



รูปที่ 3 แสดงฟันรากเดี่ยวที่ใช้ในการทดลอง
จากนั้นนำฟันที่ทำความสะอาดแล้วมาแบ่ง
ออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มควบคุม ซึ่งเป็นฟันปกติ 50
ซี่ และกลุ่มทดลอง 150 ซี่ เป็นกลุ่มที่ต้องการให้เกิด
รอยแตกของรากฟัน ตัดส่วนของตัวฟันออกให้เหลือ
ส่วนของตัวฟันที่ห่างจากรอยต่อเคลือบผิวฟันและ
เคลือบรากฟัน(Cemento-enamel junction, CEJ) 2
มม. ด้วยเครื่อง Isomet ดังรูปที่ 4 เคลือบด้วยซีเมนต์
ชมพูรอบรากฟัน แล้วนำไปลงในกล่องเรซิน ที่ใช้เป็น
ฐานรองรับฟัน ดังรูปที่ 5 แล้วนำฟันในกลุ่มทดลองทั้ง
150 ซี่ มาสร้างรอยแตกด้วยเครื่อง Universal Testing
Machine ดังรูปที่ 6 เมื่อสร้างรอยแตกเสร็จแล้วนำฟัน
ทั้งหมดไปถ่ายภาพรังสีระบบดิจิตอลดังรูปที่ 7



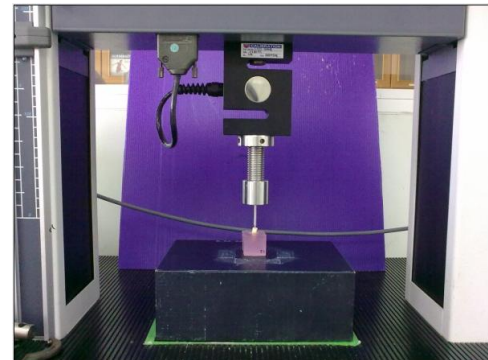
(ก)

(ข)

รูปที่ 4 แสดง(ก)เครื่อง Isomet (ข)ฟันที่ตัดตัวฟัน
ออกให้เหลือแต่ส่วนของรากฟัน



รูปที่ 5 แสดงฟันที่อยู่ในกล่องเรซิน



รูปที่ 6 แสดงการสร้างรอยแตกของรากฟันด้วย

Universal Testing Machine

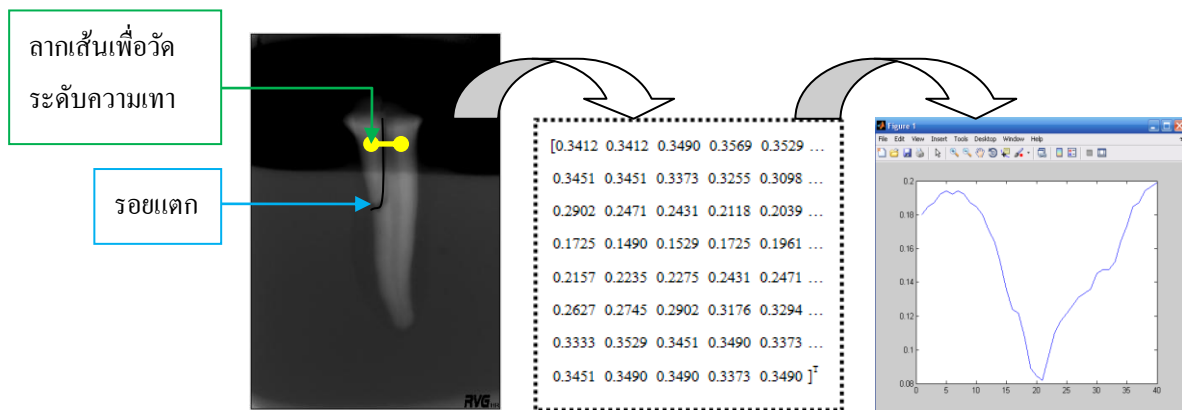


รูปที่ 7 แสดงการถ่ายภาพด้วยกล้องรังสีระบบ

ดิจิตอล

3.2 การหาลักษณะเด่นและการวิเคราะห์ข้อมูล (Image Segmentation and Data Analysis)

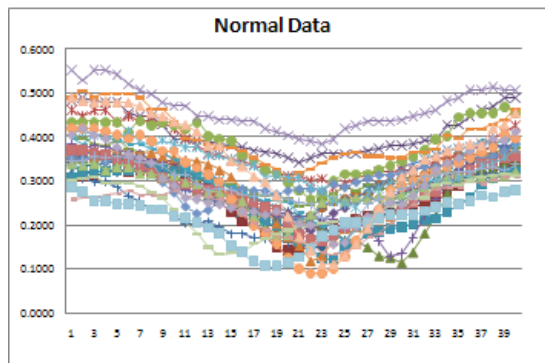
เมื่อได้ภาพถ่ายรังสีแล้ว ขั้นตอนต่อมาเป็นการหา
ลักษณะเด่นของภาพเพื่อหาความแตกต่างของภาพ
รากฟันที่มีรอยแตกและไม่มีรอยแตกจากระดับความ
เทาของภาพ(Gray Level) ซึ่งตัวเลข ในขั้นตอนนี้ได้
ทำการลากเส้นเพื่อวัดระดับความเทาของพื้นที่ที่สนใจ
40 ค่าเพื่อเป็นข้อมูลป้อนเข้าให้กับโครงข่าย
ประสาทเทียม ดังรูปที่ 8



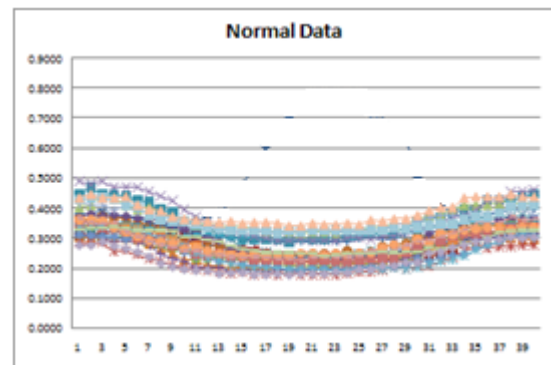
รูปที่ 8 ขั้นตอนการหาลักษณะเด่นของภาพ

วัดระดับความเทาซ้ำกับพื้นที่ทั้งหมด 200 ซึ่งจากนั้น นำข้อมูลมาเขียนกราฟจะได้กราฟข้อมูลที่มี

รอยแตกของรากดังรูปที่ 9(ก) และกราฟของรากพื้นที่ปกติ(ไม่มีรอยแตก) ดังรูปที่ 9(ข)



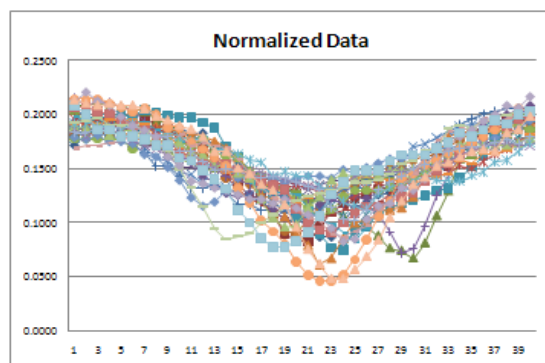
(ก)



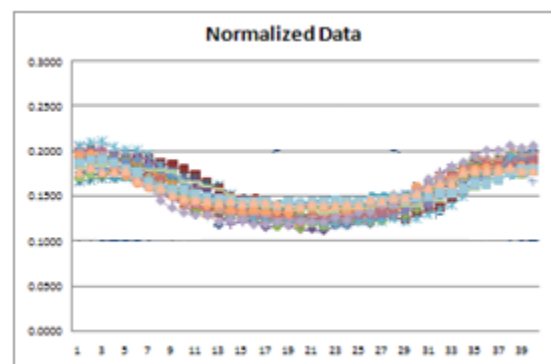
(ข)

รูปที่ 9 ข้อมูลระดับความเทาของภาพ (ก) รากพื้นที่มีรอยแตก (ข) รากพื้นที่ปกติ(ไม่มีรอยแตก)
จากรูปที่ 9 จะเห็นว่ากราฟที่ได้ยังมีการกระจายเนื่องจากระดับความเทาของแต่ละภาพรากพื้นที่นั้นมีความต่างกัน ส่งผลให้การวินิจฉัยของแบบจำลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจะเกิด

ข้อผิดพลาดได้ เพื่อลดข้อผิดพลาดดังกล่าว จึงต้องทำการนอร์มอลไลซ์ข้อมูล(Normalized Data) กราฟข้อมูลที่ได้แสดงได้ดังรูปที่ 10



(ก)



(ข)

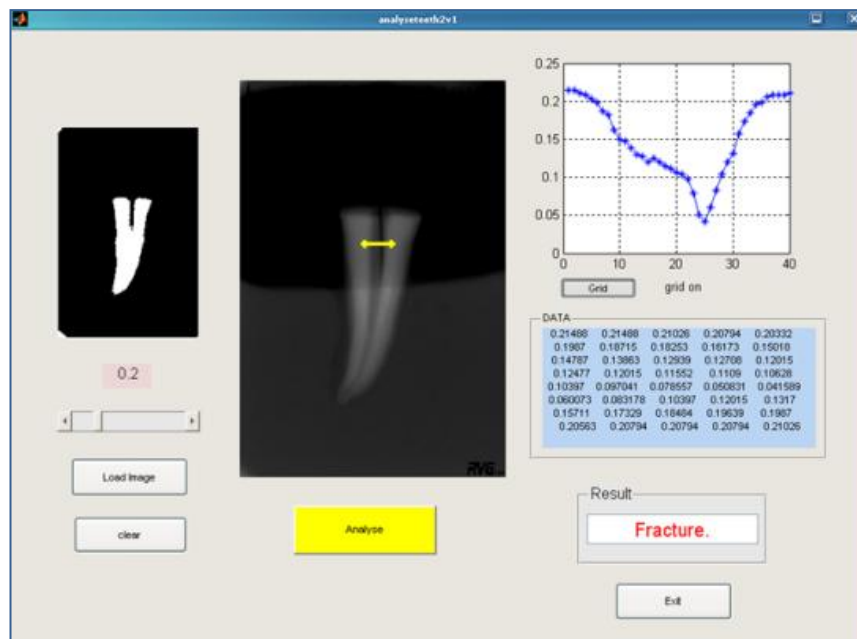
รูปที่ 10 ข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ของ(ก)รากพื้นที่มีรอยแตก (ข) รากพื้นที่ปกติ(ไม่มีรอยแตก)

3.3 การจดจำ(Recognition)

ขั้นตอนนี้จะขั้นตอนสุดท้ายในการจดจำข้อมูล รอยแตกของรากฟัน ด้วยการนำข้อมูลจำนวนฟัน 200 ซี่ แต่ละซี่มี 40 ข้อมูล รวมทั้งหมดเป็น 8,000 ข้อมูล เพื่อใช้ในการฝึกและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มควบคุม (กลุ่มฟันปกติ) กลุ่มทดลอง(กลุ่มฟันที่มีรอยแตก) และ ทั้ง 2 กลุ่มจะต้องถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกและ ชุดทดสอบ ซึ่งในงานวิจัยนี้แบ่งการทดสอบการจดจำ ข้อมูลของโครงข่าย ออกเป็น 3 กรณี คือ

- กรณีที่ 1 ชุดข้อมูลฝึก 80 ชุด และข้อมูล ทดสอบ 120 ชุด
- กรณีที่ 2 ชุดข้อมูลฝึก 105 ชุด และข้อมูล ทดสอบ 95 ชุด
- กรณีที่ 3 ชุดข้อมูลฝึก 130 ชุด และข้อมูล ทดสอบ 70 ชุด

หลังจากนั้นทำการทดสอบทั้ง 3 กรณีโดยสร้าง เป็นแบบจำลองในการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟัน ดัง รูปที่ 11



รูปที่ 11 แบบจำลองการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟัน

สำหรับข้อมูลนำออกของโครงข่ายประสาท เทียมคือรากฟันที่มีรอยแตกและรากฟันปกติ(ไม่มีรอย แตก) แล้วคำนวณหาค่าความไว(Sensitivity) ค่า ความจำเพาะ(Specificity) และค่าความแม่นยำ (Accuracy) ซึ่งทั้ง 3 ค่าเป็นดัชนีชี้วัดความสามารถใน การวินิจฉัยของแบบจำลอง[10] โดยที่

ค่าความไว(Sensitivity) คือค่าความสามารถใน การตรวจวินิจฉัย แล้วสามารถระบุคนที่ป่วยจริงได้ ว่าป่วย และระบุคนที่ไม่ป่วยว่าไม่ป่วย โดยการ ทดสอบที่มีค่าความไวสูง จะมีโอกาสผิดพลาดน้อย มากสำหรับคนที่ป่วยโรค แต่โอกาสที่คนที่ไม่เป็นโรค

จะปนเข้ามาด้วยเช่นกัน ดังนั้นค่าความไวจะมี ประโยชน์มากที่สุดเมื่อใช้เป็นตัวแยกโรคออกไป หาได้ จากสมการที่ 2

$$SE = \frac{TP}{(TP+FN)} \times 100 \quad (2)$$

ค่า ความ จำ เเพาะ (Specificity) คือ ค่า ความสามารถในการตรวจวินิจฉัยคนที่ไม่ป่วยได้ ถูกต้อง เมื่อเปรียบเทียบกับคนที่ไม่ป่วยทั้งหมด การ ทดสอบที่มีค่าความจำเพาะสูงจะมีโอกาสผิดพลาด น้อยมากในการวินิจฉัยคนที่ปกติว่าเป็นโรค หาได้จาก สมการที่ 3

$$SP = \frac{TN}{(TN+FP)} \times 100 \quad (3)$$

ค่าความแม่นยำ(Accuracy) คือ ค่าความแม่นยำของการวินิจฉัยของแบบจำลอง หาได้จากสมการที่ 4

$$AC = \frac{(TP+TN)}{(TN+TP+FN+FP)} \times 100 \quad (4)$$

โดยกำหนดให้ TP คือ ผลการทดสอบเป็นบวกในกลุ่มคนที่โรคร TN คือ ผลการทดสอบเป็นลบในบุคคลที่ไม่เป็นโรค FP ผลการทดสอบเป็นบวกในบุคคลที่ไม่เป็นโรค และ FN ผลการทดสอบเป็นลบในบุคคลที่เป็นโรค ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่า TP, TN, FP และFN ให้เป็นดังนี้

TP = ผลการวินิจฉัยรากฟันที่มีรอยแตกว่าแตก

FP = ผลการวินิจฉัยรากฟันที่มีรอยแตกว่าไม่แตก

TN = ผลการวินิจฉัยรากฟันที่ไม่มีรอยแตกว่าไม่แตก

FN = ผลการวินิจฉัยรากฟันที่มีรอยแตกว่าไม่แตก

4.ผลการทดลอง

ในการสร้างแบบจำลองเพื่อวินิจฉัยรอยแตกของรากฟัน ในงานวิจัยนี้ได้สนใจไปที่ค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนในชั้นเรเดียลเบซิส(radial basis layer)ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น(probabilistic neural network)ด้วย โดยมีผลการทดลองดังนี้

กรณีที่ 1 ชุดข้อมูลฝึก 80 ชุด และข้อมูลทดสอบ 120 ชุด

ตารางที่ 1 ผลการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟันของแบบจำลอง ในกรณีที่ 1

ลำดับที่	ค่าการกระจายตัว	ผลการวินิจฉัย		Sensitivity (%)	Specificity (%)	Accuracy (%)
		ฟันที่มีรอยแตก 100 ซี่	ฟันปกติ 20 ซี่			
1	1	45	19	97.83	25.68	53.33
2	0.5	100	0	83.33	0.00	83.33
3	0.25	81	14	93.10	42.42	79.17
4	0.1	78	17	96.30	43.59	79.17
5	0.05	88	18	97.78	60.00	88.33
6	0.025	91	12	91.92	57.14	85.83
7	0.01	90	14	93.75	58.33	86.67
8	0.005	89	16	95.70	59.26	87.50

จากตารางที่ 1 เมื่อทดสอบการวินิจฉัยของแบบจำลอง โดยใช้ภาพรากฟันที่มีรอยแตกจำนวน 100 ซี่ และภาพรากฟันปกติ จำนวน 20 ซี่ ที่ค่าการ

กระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนในชั้นเรเดียลเบซิส(radial basis layer)ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น(probabilistic neural network)ต่างกัน แล้วหาค่าความไว(sensitivity) ค่าความจำเพาะ(specificity) และค่าความแม่นยำ(accuracy)ของแบบจำลอง พบว่าที่ค่าการกระจายตัวที่ 0.05 ให้ค่าความไว(sensitivity)สูงที่สุดที่ 97.78% และให้ค่าความจำเพาะ(specificity)สูงที่สุดที่ 60.00% และค่าความแม่นยำ(accuracy)ของแบบจำลองก็ให้ค่าสูงที่สุดที่ 88.33%

กรณีที่ 2 ชุดข้อมูลฝึก 105 ชุด และข้อมูลทดสอบ 95 ชุด

ตารางที่ 2 ผลการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟันของแบบจำลอง ในกรณีที่ 2

ลำดับที่	ค่าการกระจายตัว	ผลการวินิจฉัย		Sensitivity (%)	Specificity (%)	Accuracy (%)
		ฟันที่มีรอยแตก 75 ซี่	ฟันปกติ 20 ซี่			
1	1	68	18	97.14	72.00	90.53
2	0.5	75	0	78.95	0.00	78.95
3	0.25	74	4	82.22	80.00	82.11
4	0.1	67	18	97.10	69.23	89.47
5	0.05	69	18	97.18	75.00	91.58
6	0.025	70	18	97.22	78.26	92.63
7	0.01	70	18	97.22	78.26	92.63
8	0.005	70	18	97.22	78.26	92.63

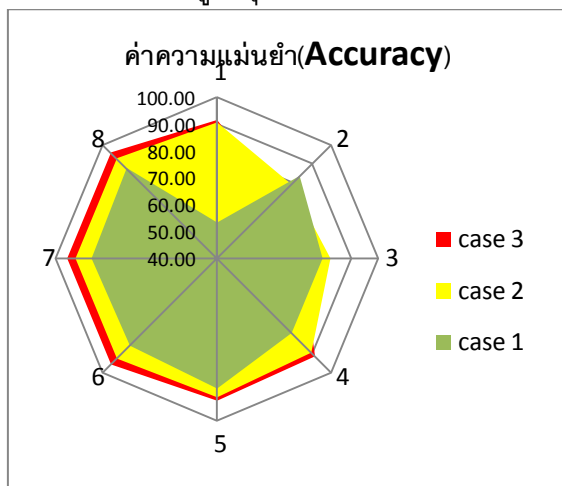
จากตารางที่ 2 เมื่อทดสอบการวินิจฉัยของแบบจำลอง โดยใช้ภาพรากฟันที่มีรอยแตกจำนวน 75 ซี่ และภาพรากฟันปกติ จำนวน 20 ซี่ ที่ค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนในชั้นเรเดียลเบซิส(radial basis layer)ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น(probabilistic neural network)ต่างกัน แล้วหาค่าความไว(sensitivity) ค่าความจำเพาะ(specificity) และค่าความแม่นยำ(accuracy)ของแบบจำลอง พบว่าที่ค่าการกระจายตัวที่ 0.025-0.005 ให้ค่าความไว(sensitivity)สูงที่สุดที่ 97.22% และให้ค่าความจำเพาะ(specificity)สูงที่สุดที่ 78.26% และค่าความแม่นยำ(accuracy)ของแบบจำลองก็ให้ค่าสูงที่สุดที่ 92.63%

กรณีที่ 3 ชุดข้อมูลฝึก 130 ชุด และข้อมูลทดสอบ 70 ชุด

ตารางที่ 3 ผลการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟันของแบบจำลอง ในกรณีที่ 3

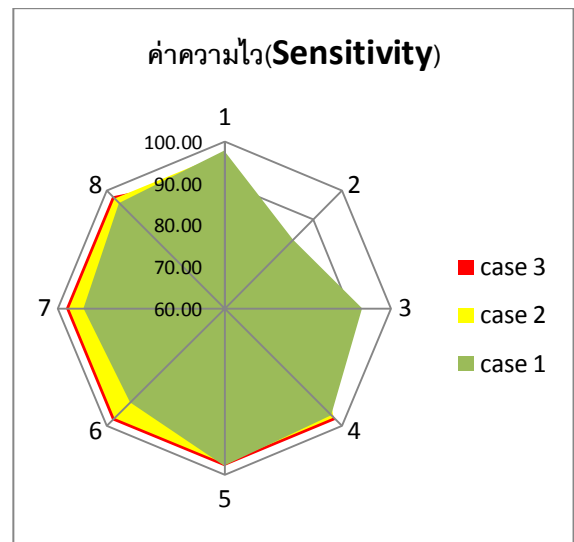
ลำดับที่	ค่าการกระจายตัว	ผลการวินิจฉัย		Sensitivity (%)	Specificity (%)	Accuracy (%)
		ที่เคื่อง่ายเลข 50 ซี่	ที่ปกติ 20 ซี่			
1	1	48	16	92.31	88.89	91.43
2	0.5	50	0	71.43	0.00	71.43
3	0.25	50	0	71.43	0.00	71.43
4	0.1	45	19	97.83	79.17	91.43
5	0.05	46	19	97.87	82.61	92.86
6	0.025	48	19	97.96	90.48	95.71
7	0.01	48	19	97.96	90.48	95.71
8	0.005	48	19	97.96	90.48	95.71

จากตารางที่ 3 เมื่อทดสอบการวินิจฉัยของแบบจำลอง โดยใช้ภาพรากฟันที่มีรอยแตกจำนวน 50 ซี่ และภาพรากฟันปกติ จำนวน 20 ซี่ ที่ค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนในชั้นเรเดียลเบซีส (radial basis layer) ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น (probabilistic neural network) ต่างกัน แล้วหาค่าความไว (sensitivity) ค่าความจำเพาะ (specificity) และค่าความแม่นยำ (accuracy) ของแบบจำลอง พบว่าที่ค่าการกระจายตัวที่ 0.025-0.005 ให้ค่าความไว (sensitivity) สูงที่สุดที่ 97.96% และให้ค่าความจำเพาะ (specificity) สูงที่สุดที่ 90.48% และค่าความแม่นยำ (accuracy) ของแบบจำลองก็ให้ค่าสูงที่สุดที่ 95.71%

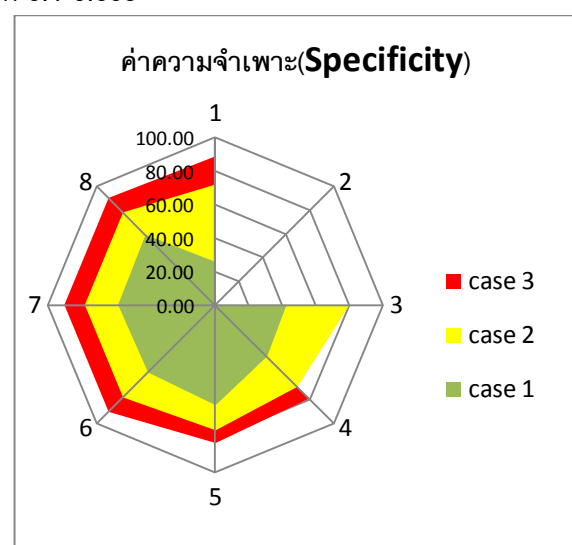


รูปที่ 12 กราฟความแม่นยำของแบบจำลองแต่ละกรณี
จากผลการทดลอง ทั้ง 3 กรณีเมื่อพิจารณาที่ค่าความแม่นยำที่มากที่สุดของแบบจำลองแสดงได้ดังรูปที่ 12 จะเห็นได้ว่า เมื่อนำค่าความแม่นยำของแต่ละกรณี จากตารางที่ 1 ตารางที่ 2 และ ตารางที่ 3 มาเขียนกราฟ จะพบว่า เมื่อปรับค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนในชั้นเรเดียลเบซีส (radial basis

layer) ลง กราฟกรณีที่ 3 จะให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดที่ช่วงค่าการกระจายตัว 0.025 – 0.005 โดยมีค่าความแม่นยำที่ 95.71% แสดงให้เห็นว่าเมื่อเพิ่มชุดข้อมูลที่ใช้การฝึกให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพิ่มมากขึ้นแบบจำลองก็จะมีค่าความแม่นยำในการวินิจฉัยเพิ่มมากขึ้นด้วย



รูปที่ 13 กราฟค่าความไวของทั้ง 3 กรณี
เมื่อพิจารณาที่ค่าความไว (sensitivity) ของทั้ง 3 กรณี จากรูปที่ 13 แสดงให้เห็นว่า ที่กรณีที่ 3 เมื่อลดค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนลง จะให้ค่าความไว (sensitivity) มากที่สุดที่ช่วงค่าการกระจายตัวที่ 0.1-0.005



รูปที่ 14 กราฟค่าความจำเพาะของทั้ง 3 กรณี
เมื่อพิจารณาที่ค่าความจำเพาะ (specificity) ของทั้ง 3 กรณี จากรูปที่ 14 จะเห็นว่า ในกรณีที่ 3 เมื่อลด

ค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนลงจะให้ค่าความจำเพาะ(specificity)มากที่สุดจากทุกกรณี ที่ช่วง 0.1-0.005 แต่เมื่อเข้าสู่ช่วง 0.025-0.005 จะให้ค่าความจำเพาะ(specificity) เท่ากันและมากที่สุดที่ 90.48%

5.สรุปผลการทดลอง

ในการสร้างแบบจำลองการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟัน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น(probabilistic neural networks) เนื่องจากในทางการแพทย์ได้มีดัชนีชี้วัดในการประเมินผลการทดสอบ นั่นก็คือ ค่าความไว(sensitivity) และ ค่าความจำเพาะ(specificity) ซึ่งสามารถคำนวณได้จากจำนวนที่แบบจำลองวินิจฉัยถูกต้องของรากฟันที่นำมาใช้ทดสอบ และความแม่นยำของแบบจำลองนี้ได้สอดคล้องกับการปรับค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนในชั้นเรเดียลเบซิส(radial basis layer) ด้วย ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองเพื่อให้ได้ค่าความแม่นยำ(accuracy) ค่าความไว(sensitivity) และค่าความจำเพาะ(specificity) ในการวินิจฉัยที่สูง ในงานวิจัยนี้จึงได้เลือกใช้ค่าการกระจายตัวของฟังก์ชันเกาส์เซียนเป็น 0.01

แบบจำลองการวินิจฉัยรอยแตกของรากฟันนี้ยังมีข้อจำกัดในการวินิจฉัยสำหรับฟันที่ถูกรักษาคลองรากฟันด้วยวัสดุอุด หมุด หรือเดือย เนื่องจากภาพถ่ายรังสีของฟันเหล่านี้ จะมีเจดิสระดับความเทาที่ต่างออกไป จะส่งผลต่อการวินิจฉัยของแบบจำลองได้ ข้อจำกัดอีกประการหนึ่งคือฟันที่มีร่องรากฟันลึก จะทำให้เจดิสระดับความเทาของคลองรากฟันมีสีดำมากกว่าปกติซึ่งเมื่อทำการวินิจฉัยด้วยการวัดระดับความเทาแล้วข้อมูลที่ได้อาจคล้อยกับข้อมูลของรากฟันที่มีรอยแตก จะส่งผลให้การวินิจฉัยผิดพลาดได้

งานวิจัยนี้เป็นการประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพผสมผสานกับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างเครื่องมือวินิจฉัยรอยแตกของรากฟันแทนทันตแพทย์ได้เป็นอย่างดี เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีการส่งผ่านข้อมูลและประมวลผลเข้า-

ออกแบบขนาน และสามารถปรับแต่งข้อมูลที่ซ่อนอยู่ภายในโครงข่ายที่มีการเชื่อมต่อโครงข่ายกันอย่างซับซ้อนได้เป็นอย่างดี ดังนั้น หากเครื่องมือวินิจฉัยรอยแตกของรากฟันได้รับการพัฒนาต่อไปอย่างต่อเนื่อง ก็จะสามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือที่ช่วยทันตแพทย์วินิจฉัยโรคได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว แม่นยำมากยิ่งขึ้น และลดการพึ่งพาเทคโนโลยีจากต่างประเทศได้อีกทางหนึ่ง

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบ คุณ กองทุนวิจัยประจำคณะวิศวกรรมศาสตร์(โครงการทุนวิจัยเชิงนวัตกรรม) มหาวิทยาลัยขอนแก่นที่สนับสนุนทุนวิจัยนี้

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] Kishen A (2006). Mechanisms and risk factors for fracture predilection in endodontically treated teeth, *Endodontic topics*, vol. 13, 206, pp. 57-83.
- [2] Andreasen JO (1970). Etiology and pathogenesis of traumatic dental injuries. A clinical study of 11,298 cases. *Scand J Dent Res*, vol. 78, 1970, pp.329 – 342.
- [3] Monaghan P, Bajalcaliev JG, Kaminski EJ, Lautenschlager EP. (1993). A method for producing experimental simple vertical root fractures in dog teeth, *J Endod*, vol. 19, 1993; pp. 512 – 515.
- [4] Cohen S, Blanco L, and Berman L. (2003). Vertical root fracture: clinical and radiography diagnosis. *JADA*, vol. 134, April 2003, pp.434 – 441.
- [5] Bender FM, Andreasen JO(1983). Resorption and mineralization process following root fracture of permanent incisors. *J AmDent Assoc*, vol. 107, 1983, pp.595 – 600.
- [6] Kositbowornchai S, Nuansakul R, Sikram S, Sinahawattana S, and Saengmontri S. (2001).

Root fracture detection : a comparison of digital radiography with conventional radiography.

Dentomaxillofacial Radiology, vol. 30, pp.106-109.

[7] Ji-Un Lee, Ki-Jeong Kwon, and Kwang-Joon Koh. (2004). Diagnosis accuracy of artificially induced vertical root fracture: a comparison of direct digital periapical images with conventional periapical images. *Korean J Oral Maxillofac Radiol*, vol.34, 2009, pp.185 – 90.

[8] Jongdee Kambungton, Apirum Janhom, Sangsom Prapaysatok, and Surawut Pongsiriwet.(2009). Assessment of vertical root fractures using three imaging modality: cone beam computed tomography, intraoral digital radiography and film. *National Graduate research conference*, 2009, pp.895-902.

[9] Wu Stephen Gang, Bao Forrest Sheng, You Xu Eric, Wang Yu-Xuan, Chang Yi-Fan and Xiang Qiao-Liang (2007). A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network, *cs.AI*, july 2007.

[10] Ali H. Al-Timemy, Fawzi M. Al-Naima and Nebras H. Qaeeb (2009). Probabilistic neural network for breast biopsy classification, *MASAUM Journal of computing*, vol. 1, September 2009, pp. 199 – 204.