

การกำหนดสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซีอาร์โดยขั้นตอนวิธีเจ 48

Determining of Noises in Computed Radiography Image Using Algorithm J48

บุญเสริม เนยสูงเนิน^{1-2*} และเจษฎา ตันthanuch³
Boonserm Nerysungnoen^{1-2*} and Jessada Tanthanuch³

^{1*}สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ สำนักวิชาเทคโนโลยีสังคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

²กลุ่มงานรังสีวิทยา โรงพยาบาลมหาราชนครราชสีมา

³สาขาวิชาคณิตศาสตร์ สำนักวิชาวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

^{1*}School of Information Technology, Institute of Social Technology, Suranaree University of Technology

²Radiology Unit, Maharat Nakhon Ratchasima Hospital

³School of Mathematics, Institute of Science, Suranaree University of Technology

ABSTRACT

The objective of this study was to classify the type of noise present in a Computed Radiography (CR) image by the J48 algorithm. A TOR CDR radiography phantom was supposed to represent a patient. The process of the study started with the refinement of the CR image of the phantom by replacing the color in entire area having similar color with the average color. This refined image was assumed to be the originally noise free image. The instances used in the J48 algorithm were created by overlaying 100 samples of each of three types of noise, Gaussian, Poisson and impulse, to the original image. Here, Mean, Standard Deviation (SD), Mean Square Error (MSE) and Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) were features extracted from the instances and it was found that a combination of using Mean and PSNR as considering features showed the best performance in noise classification. Then the training and testing data set was constructed by overlaying 300 samples of each type of noise to the original image. The obtained model was evaluated, which had 94.22% correctness, 7 levels, 28 nodes and 15 decision tree rules for noise type classification. As a result, this model classified the CR image noise to be of Poisson type.

ARTICLE INFO

Article history:

Received 24 May 2016

Received in revised form

14 July 2016

Accepted 22 July 2016

Available online

25 December 2017

Keywords:

Classification

Noise

Computed Radiography

* ผู้เขียนที่ให้การติดต่อ

Email address: booncarnoonh@hotmail.com; jessada@g.sut.ac.th

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อจำแนกแบบชนิดสัญญาณรบกวนที่ปรากฏในภาพเอกซเรย์ซีอาร์ไอโดยขั้นตอนวิธี เจ 48 ในการศึกษาใช้แฟ้มทอมชนิดทีโออาร์ ซีอาร์ไอเป็นตัวแทนของผู้ป่วยและปรับแต่งภาพถ่ายเอกซเรย์ของแฟ้มทอมดังกล่าวด้วยการแก้ไขสปีรวิทที่พิจารณาว่าควรมีสีเหมือนกันให้เป็นสีที่มีค่าเท่ากับค่าเฉลี่ยของสีในบริเวณนั้น เพื่อใช้เป็นภาพต้นฉบับที่สมมติว่าไม่มีสัญญาณรบกวน หลังจากที่ได้ภาพต้นฉบับสำหรับใช้ศึกษาแล้วขั้นตอนถัดไปคือสร้างกรณีตัวอย่างด้วยการเติมสัญญาณรบกวนแต่ละแบบชนิด คือ เกาส์เซียน ปัวซอง และอิมพัลส์ ที่มีพารามิเตอร์จากการสุ่มที่แตกต่างกันแบบชนิดละ 100 กรณี ลงในภาพต้นฉบับ และสกัดคุณลักษณะเฉพาะ ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าพิชิกเนลทูนอยส์โรซ ขึ้นตอนต่อไปทำการเลือกคุณลักษณะเฉพาะที่ให้ประสิทธิภาพสูงที่สุดในการจำแนกสัญญาณรบกวน โดยในที่นี้พบว่าการใช้คุณลักษณะค่าเฉลี่ยควบคู่กับค่าพิชิกเนลทูนอยส์โรซให้ประสิทธิภาพสูงที่สุด หลังจากนั้นทำการสร้างแบบจำลองโดยใช้คุณลักษณะดังกล่าวด้วยการเติมสัญญาณรบกวนทั้งสามแบบชนิดที่มีพารามิเตอร์จากการสุ่มที่แตกต่างกันแบบชนิดละ 300 กรณี ลงในภาพต้นฉบับและประเมินแบบจำลอง โดยแบบจำลองที่ได้มีค่าความถูกต้องร้อยละ 94.22 ค้นไม่ที่ได้มี 7 ระดับ 28 บัฟ และการจำแนกประเภทสัญญาณได้ถูกต้องค้นไม่ตัดสินใจจำนวน 15 กฎ ขึ้นตอนสุดท้ายใช้แบบจำลองจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพซีอาร์ไอ ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองดังกล่าวจำแนกได้ว่าสัญญาณรบกวนในภาพซีอาร์ไอ คือ สัญญาณรบกวนแบบปัวซอง

บทนำ

ขั้นตอนการประมวลผลภาพ (Image Processing) ของภาพเอกซเรย์ซีอาร์ไอ (Computed Radiography: CR) อาจจะมีสัญญาณรบกวน (Noise) ปะปนมากับภาพ และสัญญาณรบกวนนี้จะไปลดคุณภาพของภาพเอกซเรย์ (Bushberg et al., 2002) ซึ่งบางครั้งสัญญาณรบกวนอาจทำให้สูญเสียรายละเอียดของภาพจนทำให้เกิดการแปลผลจากภาพไม่ตรงตามความเป็นจริง การวิเคราะห์สัญญาณรบกวนเพื่อให้รู้ชนิดของสัญญาณรบกวนที่ถูกต้อง จะทำให้สามารถใช้วิธีการลดสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ได้ถูกต้องและเหมาะสมเพื่อให้ได้ภาพเอกซเรย์ที่มีสัญญาณรบกวนน้อยที่สุด ซึ่งจะทำให้สามารถวินิจฉัยโดยรังสีแพทย์ได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ เพื่อเป็นประโยชน์ในการรักษาผู้ป่วย การศึกษาการกำหนดชนิดของสัญญาณรบกวนในภาพ จำเป็นจะต้องมีภาพตัวอย่างที่ทราบชนิดสัญญาณรบกวนที่แน่นอนและถูกต้อง โดยการนำเทคนิคของ Machine Learning ให้มีการรู้จำและสามารถสร้างแบบจำลอง (Model) เพื่อใช้สำหรับการจำแนก (Classification) สัญญาณรบกวนแต่ละชนิดได้

วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian) ซึ่งมีลักษณะการแจกแจงสัญญาณรบกวนเป็นไปตามรูปแบบฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability Density Function: PDF) ของเกาส์เซียน และรูปแบบของสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียนมีลักษณะของรูปสัญญาณคล้ายระฆังคว่ำ (Gonzalez and Woods, 1992) แสดงดังสมการ (1)

$$P(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (1)$$

เมื่อ z คือ ค่าระดับความเข้มแสง, μ คือ ค่าเฉลี่ยทั้งหมดของ z , σ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ^2 คือ ค่าความแปรปรวน (Gonzalez and Woods, 1992) การแจกแจงแบบเกาส์เซียน หรือมีอีกชื่อว่า การแจกแจงปกติ (Normal Distribution) เป็นหนึ่งในรูปแบบของการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่พบได้ทั่วไปมากที่สุดในธรรมชาติ (Goodman, 2000) ซึ่งจำนวนของกลุ่มตัวอย่างมีค่ามากขึ้นจะทำให้การแจกแจงใด ๆ มีแนวโน้มเข้าสู่การแจกแจงปกติ

สัญญาณรบกวนเป็นปัจจัยหลักที่มีผลต่อคุณภาพของภาพเอกซเรย์ โดยสัญญาณรบกวนมาจากปรากฏการณ์สุ่มในการถ่ายภาพเอกซเรย์ซึ่งมีกระบวนการสุ่มหลายขั้นตอน มีหลายการศึกษาที่กล่าวไว้ว่าสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในภาพเอกซเรย์ส่วนมากจะเป็นสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบปัวซอง (Papoulis, 1991; Bushberg et al., 2002) แสดงดังสมการ (2)

$$P(z) = \frac{m^z}{z!} e^{-m} \quad (2)$$

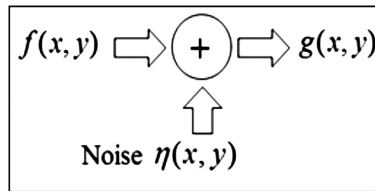
เมื่อ $P(z)$ คือ การแจกแจงปัวซอง, m คือ ค่าเฉลี่ยระดับความเข้มแสง และ z คือ จำนวนของโฟตอนที่ตกกระทบหรือถูกดีเทกเตอร์ตรวจจับได้ การแจกแจงปัวซองจะมีรูปร่างที่ขึ้นกับค่าเฉลี่ยเพียงค่าเดียว (Bushberg et al., 2002) การแจกแจงแบบนี้ยังมีประโยชน์ใช้กับจำนวนความสำเร็จหรือเหตุการณ์ที่สนใจเกิดขึ้นในช่วงเวลาใดเวลาหนึ่ง เช่น การเกิดสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์

สัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ (Impulse Noise) (Gonzalez and Woods, 1992) เป็นสัญญาณที่สามารถเกิดขึ้นได้จากหลายสาเหตุ เช่น การตรวจจับจุดภาพในกล้องที่เสียหาย การบันทึกตำแหน่งผิดพลาดในหน่วยความจำ การส่งผ่านข้อมูลในช่องที่มีสัญญาณรบกวน ความผิดพลาดของการกำหนดเวลาในการแปลงสัญญาณจากอนาล็อกเป็นดิจิทัล สัญญาณประเภทนี้เป็นสัญญาณรบกวนที่ปรากฏกระจายอยู่บนจุดภาพของภาพเป็นจุด ๆ ทั่วไป โดยจะเปลี่ยนค่าความเข้มของจุดภาพที่ตำแหน่งหนึ่ง ๆ ให้มีค่าความแตกต่างไปจากจุดภาพข้างเคียง ซึ่งค่าความเข้มที่จำลองจะมีลักษณะความเข้มสีขาวและดำ หรือเรียกว่าสัญญาณรบกวนแบบเกลือและพริกไทย (Salt and Pepper Noise) มีลักษณะการกระจายข้อมูลของสัญญาณรบกวนเป็นไปตามรูปแบบฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น แสดงได้ดังสมการ (3)

$$p(z) = \begin{cases} Pa & \text{for } z = a \\ Pb & \text{for } z = b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

เมื่อ z แทนระดับความเข้มแสง ในที่นี้กำหนดให้ $b > a$ ถ้า $z = b$ จะปรากฏเป็นจุดสีขาว และ $z = a$ จะปรากฏเป็นจุดสีดำ

แบบจำลองของกระบวนการเติมสัญญาณรบกวน $\eta(x, y)$ ในภาพต้นฉบับ (Original Image) $f(x, y)$ ได้เป็นภาพที่มีสัญญาณรบกวน $g(x, y)$ แสดงดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แบบจำลองของกระบวนการเติมสัญญาณรบกวนในภาพต้นฉบับ

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) คือ ผลรวมของผลต่างของภาพต้นฉบับกับภาพที่มีสัญญาณรบกวน (ค่าความเข้มแสงที่จุดพิกัดตรงกันของภาพทั้งสอง) ยกกำลังสองแล้วหารด้วยขนาดของภาพ คำนวณได้ ดังสมการ (4)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{ij} - u_{ij})^2}{M \times N} \quad (4)$$

เมื่อ x_{ij} คือ ค่าความเข้มแสงของภาพต้นฉบับ u_{ij} คือ ค่าความเข้มแสงของภาพที่มีสัญญาณรบกวน (Pizurica and Philips, 2006) (i, j) คือ ตำแหน่งของจุดภาพ และ $M \times N$ คือ ขนาดของภาพ

ค่าพิกซิกแนลทูนอยส์เรโซ (Peak Signal to Noise Ratio: PSNR) (Portilla, 2003) การศึกษาในครั้งนี้ศึกษาภาพสเกลสีเทา (Grey Scale) 8 bit มีระดับความเข้มแสง 0 – 255 (โดย 0 หมายถึงสีดำ และ 255 หมายถึงสีขาว) สามารถคำนวณได้ ดังสมการ (5)

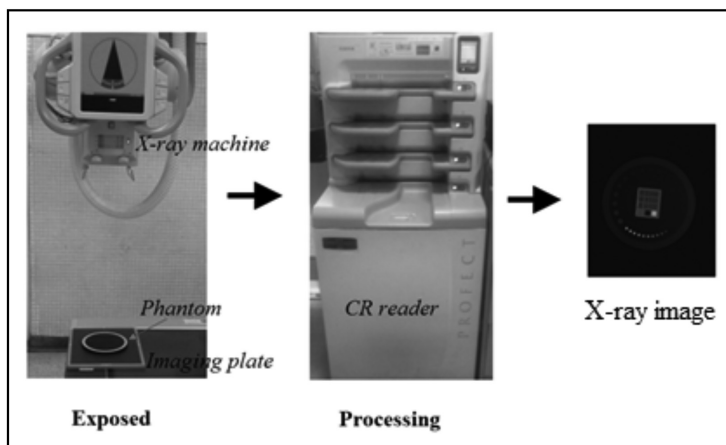
$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (5)$$

การจำแนกประเภทเป็นเทคนิคที่จำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยคุณสมบัติต่าง ๆ โดยสำรวจรายการในฐานะข้อมูลเพื่อแยกแยะให้อยู่ในหมวดหมู่ที่ได้กำหนดไว้ก่อนล่วงหน้า ขั้นตอนการจำแนกประเภทข้อมูลมีอยู่สามขั้นตอนคือ ขั้นตอนแรกเป็นการสร้างแบบจำลองที่อาศัยการเรียนรู้จากการฝึกสอน โดยใช้ข้อมูลฝึกสอน (Training Data) ขั้นตอนที่สอง คือ ขั้นตอนประเมินผลความถูกต้อง ซึ่งเป็นขั้นตอนในการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้น โดยใช้ข้อมูลทดสอบ (Test data) ขั้นตอนที่สามเป็นขั้นตอนการจำแนกประเภทข้อมูล เป็นขั้นตอนที่นำเอาแบบจำลองที่ผ่านการตรวจสอบความถูกต้องมาใช้กับข้อมูลที่ไม่ทราบมาก่อน (Unseen Data) เทคนิคต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree) ซึ่งเป็นเทคนิคด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกประเภทของข้อมูล (Zeitouni and Chelghoum, 2001) เทคนิคต้นไม้การตัดสินใจเป็นการนำข้อมูลมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ในรูปของต้นไม้การตัดสินใจ ซึ่งเป็นเทคนิคของ Machine learning โดยมีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ สามารถสร้างแบบจำลองการจัดหมวดหมู่ได้จากกลุ่มตัวอย่างของข้อมูลที่ได้กำหนดไว้ก่อนล่วงหน้า ที่เรียกว่าเซตการสอน (Training Set) ได้อัตโนมัติ จากนั้นจะทำการ

ทดสอบโดยใช้ชุดทดสอบ (Test Set) และสามารถพยากรณ์กลุ่มของตัวอย่างที่ยังไม่เคยนำมาจัดหมวดหมู่หรือแยกประเภท ขั้นตอนวิธี (Algorithm) C4.5 (Quinlan, 1993) หรือ J48 (Implementation in Weka) (The University of Waikato, 2016) ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีที่ได้รับความนิยมและมีประสิทธิภาพสูงในการสร้างต้นไม้การตัดสินใจ

จากการศึกษาวิจัยของนักวิชาการด้านการจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัลพบว่ามีการวิจัยหลายเรื่องที่ได้ใช้ขั้นตอนวิธีต่างๆ เพื่อใช้ในการจำแนกสัญญาณรบกวน (Tiwari, Singh and Shukla, 2011; Karibasappa, Hiremath and Karibasappa, 2011; Pipariya and Agrawal, 2014) ซึ่งสัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัลเกิดขึ้นมาจากหลายสาเหตุ (Bushberg et al., 2002; Sontakke and Kulkarni, 2015) และสัญญาณรบกวนในภาพจะมีหลายชนิด เช่น สัญญาณรบกวนแบบเกาเซียน สัญญาณรบกวนแบบปัวซอง สัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ (Gonzalez and Woods, 1992; Bushberg et al., 2002) ฯลฯ สัญญาณรบกวนแต่ละชนิดจะมีคุณลักษณะที่แตกต่างกัน (Sontakke and Kulkarni, 2015; Boyat and Joshi, 2015) ซึ่งใช้คุณลักษณะที่แตกต่างกันนี้ สำหรับการจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพดิจิทัล

วัตถุประสงค์ของการศึกษา คือ เพื่อจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซีอาร์โดยใช้ขั้นตอนวิธี J48 โดยสร้างกรณีตัวอย่าง (Instance) ที่ใช้ในการฝึกสอนเพื่อสร้างแบบจำลอง การประเมินผลความถูกต้อง และจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อจำแนกสัญญาณรบกวนที่อยู่ในภาพเอกซเรย์ซีอาร์

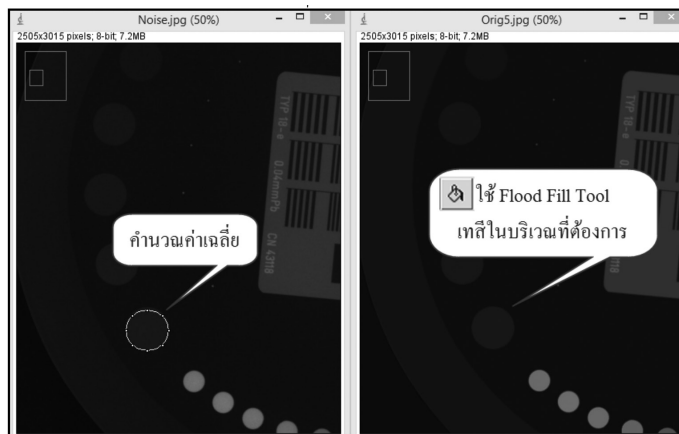


ภาพที่ 2 การสร้างภาพเอกซเรย์

วิธีการดำเนินการวิจัย

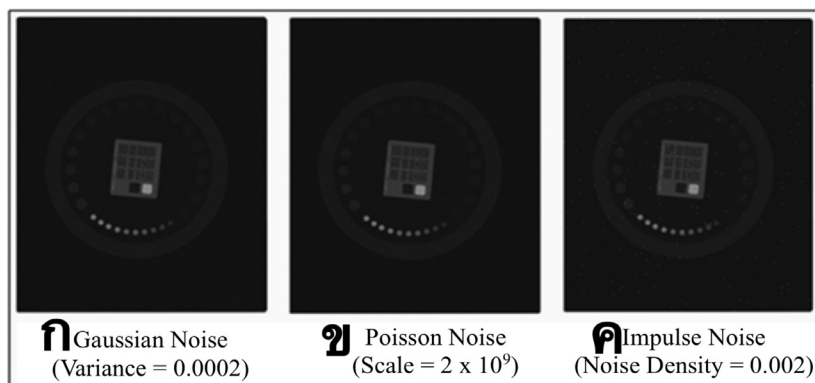
ขั้นตอนที่ 1 สร้างภาพต้นฉบับเพื่อใช้ศึกษาในครั้งนี้ จากภาพที่ 2 ทำการถ่ายภาพเอกซเรย์โดยวาง Phantom (TOR CDR) (Leads Test Objects, 2016) ไว้ที่จุดกึ่งกลางของแผ่นรับสัญญาณภาพ หรือ Imaging Plate แล้วฉายเอกซเรย์ด้วยเครื่องเอกซเรย์ (Toshiba KXO-50R) หลังจากนั้น นำ Imaging plate ไปแปลงสัญญาณให้เป็นภาพเอกซเรย์ ที่เครื่องซีอาร์ หรือ Computed Radiography; CR (FCR PROFECT) โดย

ขั้นตอนการประมวลผลภาพไม่ให้ผ่านซอฟต์แวร์การลดสัญญาณรบกวนของบริษัท หลังจากนั้นนำภาพเอกซเรย์ที่ได้ไปสร้างเป็นภาพต้นฉบับ โดยใช้ซอฟต์แวร์ตกแต่งภาพ หรือ Retouching Software (ImageJ 1.47v) ทำการปรับภาพหลังการประมวลผลภาพ (Post Processing) ให้เป็นภาพที่มีมีสัญญาณรบกวนน้อยที่สุดและสมมติให้ภาพต้นฉบับเป็นภาพที่ไม่มีสัญญาณรบกวน โดยการใช้เครื่องมือการเลือก (Selection Tool) เพื่อเลือกพื้นที่ที่ต้องการ หลังจากนั้นคำนวณค่าเฉลี่ยเพื่อใช้เป็นตัวแทนระดับสีของพื้นที่ที่เลือก หลังจากนั้นใช้เครื่องมือเทส (Flood Fill Tool) เทสให้บริเวณที่เลือกมีค่าระดับสีเท่ากับค่าเฉลี่ยของพื้นที่นั้น ทำแบบนี้จนครบทุกบริเวณของภาพ แสดงดังภาพที่ 3



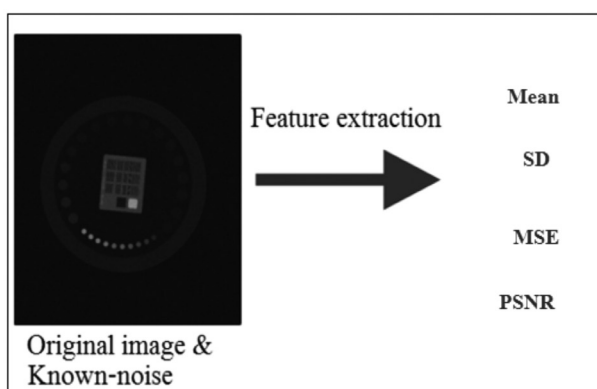
ภาพที่ 3 การสร้างภาพต้นฉบับโดยการ Retouch ภาพ

ขั้นตอนที่ 2 การสกัดคุณลักษณะเฉพาะ (Feature Extraction) ของภาพเอกซเรย์ที่ทำการเติมสัญญาณรบกวนที่ทราบชนิด (Known-noise) ในภาพต้นฉบับ การศึกษาในครั้งนี้เติมสัญญาณรบกวน 3 ชนิด ในภาพต้นฉบับ ได้แก่ สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน ปัวซอง และอิมพัลส์ ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนที่มีโอกาสจะเกิดขึ้นได้ในภาพเอกซเรย์ซีอาร์ (Gravel, Beaudoin and De Guise, 2004) สำหรับสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนทำการแปรผันสัญญาณรบกวนตามค่าความแปรปรวน (Variance) โดยการสุ่มค่าในช่วง 0.000001-0.000251 จำนวน 100 ค่า สำหรับสัญญาณรบกวนปัวซอง ทำการแปรผันสัญญาณรบกวนตามค่า Scale โดยการสุ่มค่าในช่วง 10000000-2450000000 จำนวน 100 ค่า และ เติมสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ โดยแปรผันสัญญาณรบกวนตามค่า Noise Density โดยการสุ่มค่าในช่วง 0.0001-0.006 จำนวน 100 ค่า แสดงดังภาพที่ (4ก – ค) ตามลำดับ การเติมสัญญาณรบกวนและการสกัดคุณลักษณะเฉพาะ ใช้คำสั่งใน MATLAB R2012a (MathWorks, 2012)



ภาพที่ 4 ภาพต้นฉบับถูกเติมสัญญาณรบกวน

การสกัดคุณลักษณะเฉพาะจากภาพเอกซเรย์ซีอาร์ทีที่เติมสัญญาณรบกวนที่ทราบชนิด ได้แก่ Mean, SD, MSE และ PSNR แสดงดังภาพที่ 5

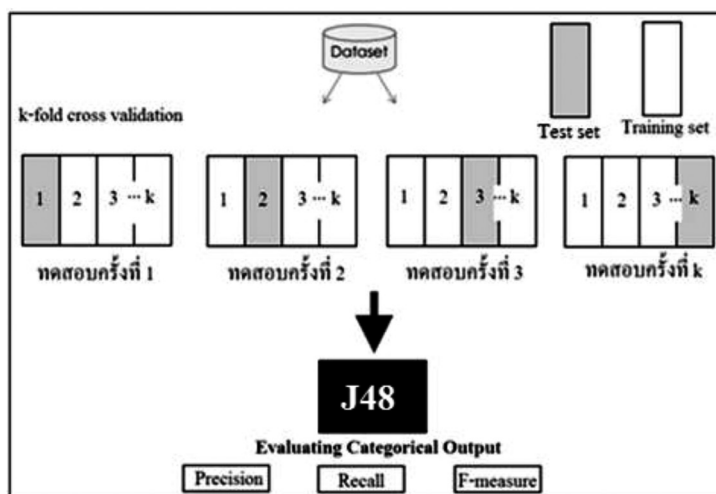


ภาพที่ 5 สกัดคุณลักษณะเฉพาะจากภาพเอกซเรย์ที่ถูกเติมสัญญาณรบกวนที่ทราบชนิด

หลังจากนั้นทำ Feature selection ใช้ขั้นตอนวิธี J48 โดย Validation Technique คือ 10-Fold Cross Validation เพื่อเลือกเซตของ Feature ที่มีผลกับการสร้างแบบจำลองมากที่สุด

ขั้นตอนที่ 3 การสร้างแบบจำลองสำหรับการจำแนกสัญญาณรบกวน โดยทำการสร้างกรณีตัวอย่าง หรือ Instance ขึ้นมาจากภาพต้นฉบับที่เติมสัญญาณรบกวนที่ทราบชนิดโดยสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน จำนวน 300 instances ปัวซอง จำนวน 300 instances และอิมพัลส์ จำนวน 300 instances แล้วทำการสกัดคุณลักษณะตามเซตที่ได้จาก Feature selection หลังจากนั้นนำไปสร้างแบบจำลองโดยขั้นตอนวิธี J48

ขั้นตอนที่ 4 การประเมินผล (Evaluation) สำหรับการประมาณค่าประสิทธิภาพ (Performance Estimator) ของแบบจำลอง โดยใช้ Dataset ที่ได้จากการสร้าง Instance ในขั้นตอนที่ 3 ใช้เทคนิคการตรวจสอบ k-Fold Cross Validation โดยมี Training Set = k-1 มี Test set = 1 และเวลาในการ Validate = k ครั้ง เพื่อใช้ในการจัดหมวดหมู่ แสดงดังภาพที่ 7



ภาพที่ 7 เทคนิคการประมาณค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกประเมินค่าจากการใช้แบบจำลองด้วยค่า Precision, Recall และ F-Measure

ตารางที่ 1 การประเมินค่าของผลลัพธ์จากการใช้แบบจำลอง

	Data retrieved (+)	Data not retrieved (-)
Relevant data (+)	TP	FP
Irrelevant data (-)	FN	TN

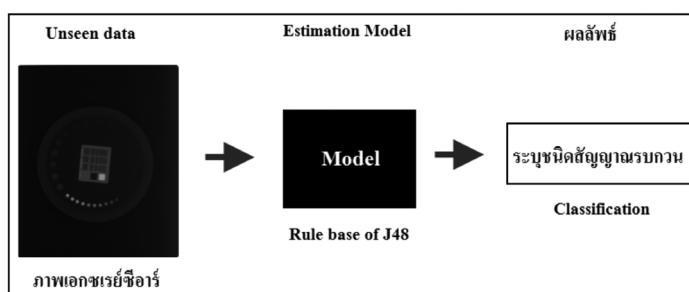
TP = True Positive, FP = False Positive, FN = False Negative, TN = True Negative

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$\text{F-Measure} = \frac{2\text{Precision}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

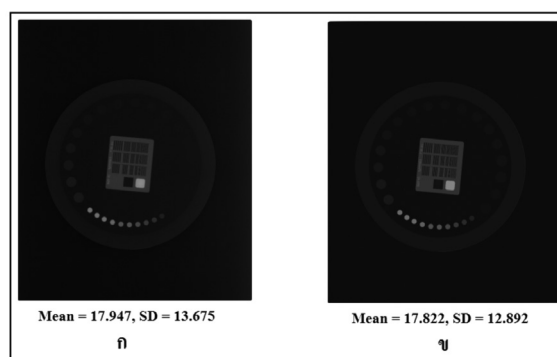
ขั้นตอนที่ 5 การใช้งานแบบจำลอง (Model Usage) แสดงดังภาพที่ 8 สำหรับ Unseen data การศึกษาครั้งนี้ต้องการทราบชนิดของสัญญาณรบกวนที่อยู่ในภาพเอกซเรย์ซี่อาร์ภาพ Unseen data ได้จากการถ่ายภาพเอกซเรย์ TOR CDR phantom โดยขั้นตอนการประมวลผลภาพด้วย CR reader ไม่ให้ผ่านซอฟต์แวร์การลดสัญญาณรบกวนของบริษัท ได้เป็นภาพเอกซเรย์ซี่อาร์ที่มีสัญญาณรบกวนผสมอยู่ หลังจากนั้นนำภาพไปจำแนกประเภทจากแบบจำลองที่ได้ เพื่อระบุชนิดสัญญาณรบกวน



ภาพที่ 8 การใช้งานแบบจำลอง

ผลการทดลองและการอภิปรายผล

ภาพเอกซเรย์ซี่อาร์ที่ได้จากการประมวลโดย CR reader เป็นภาพสเกลสีเทา 10 bit มีระดับความเข้มแสง 0–1023 แต่การศึกษาในครั้งนี้ใช้ตารางค้นหา (Look-Up Table) ทำการปรับให้เป็นภาพ 8 bit มีระดับความเข้มแสง 0–255 ภาพเอกซเรย์ซี่อาร์เป็นภาพที่มีสัญญาณรบกวนผสมอยู่พบว่ามีค่า SD = 13.675 และภาพต้นฉบับที่ได้ทำการปรับให้มีสัญญาณรบกวนลดลง มีค่า SD = 12.892 แสดงดังภาพที่ 9



ภาพที่ 9 ก ภาพเอกซเรย์ซี่อาร์ และ ข ภาพต้นฉบับ

คุณลักษณะเฉพาะหรือ Feature ที่ได้จากการสกัดภาพต้นฉบับที่ถูกเติมสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน จำนวน 100 ภาพ สัญญาณรบกวนปัวซอง จำนวน 100 ภาพ และภาพสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ จำนวน 100 ภาพ แสดงรายละเอียด ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 รายละเอียดการสกัด Feature

Feature	Maximum	Minimum	Mean	SD
Mean	18.463	17.766	17.870	0.103
SD	18.12	12.89	13.433	0.856
MSE	8.128	0.011	1.647	2.137
PSNR	67.747	39.031	50.704	7.339

Class = Gaussian (100), Poisson (100), Impulse (100)

การประเมินประสิทธิภาพเพื่อเลือก Feature ที่ส่งผลต่อเป้าหมายที่แท้จริง หรือมีค่าประสิทธิภาพสูงที่สุด จากการใช้ขั้นตอนวิธี J48 โดย Validation Technique คือ 10-Fold Cross Validation ได้ประสิทธิภาพของการ Feature Selection ได้เซตย่อยที่ประสิทธิภาพสูงที่สุดสำหรับจำแนกสัญญาณรบกวน คือ {Mean, PSNR} มีค่าประสิทธิภาพ = 91.00%

ตารางที่ 2 คุณลักษณะเฉพาะที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง

Feature	Maximum	Minimum	Mean	SD
Mean	18.482	17.662	17.869	0.106
PSNR	67.747	38.991	50.624	7.280

Class = Gaussian (300), Poisson (300), Impulse (300)

จากตารางที่ 2 Feature ถูกสกัดประกอบด้วย Mean และ SD สำหรับสร้างแบบจำลอง โดยมี 2 Attributes ประกอบด้วย Mean, PSNR และ Class (Gaussian, Poisson, Impulse) เพื่อจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซี่อาร์

แบบจำลองถูกสร้างด้วย Dataset ที่ประกอบด้วย Training data และ Testing data ใช้เทคนิค 15-Fold Cross Validation โดยขั้นตอนวิธี J48 โดยมีความถูกต้อง (Correctness) 94.22% และค่าผลลัพธ์จากการประเมินแบบจำลองโดยใช้เทคนิคต้นไม้การตัดสินใจ ตามขั้นตอนวิธี J48 แสดงผล ดังตาราง 6

ตารางที่ 3 การจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซี่อาร์

Retrieved or Classified as	(Gaussian)	(Poisson)	(Impulse)	Test set	Class weight
Gaussian	281	19	0	300	0.33
Poisson	31	269	0	300	0.33
Impulse	0	2	298	300	0.33
	312	290	298	900	

จากตารางที่ 3 แสดงผลการจำแนกสัญญาณรบกวน โดยภาพที่มีสัญญาณรบกวนเกาส์เซียน สามารถจำแนกได้ถูกต้องว่าเป็นเกาส์เซียน 281 จาก 300 instances มีความผิดพลาด โดยจำแนกเป็นปัวซง 19 instances ภาพที่มีสัญญาณรบกวนปัวซง สามารถจำแนกได้ถูกต้องว่าเป็นปัวซง 269 จาก 300 instances มีความผิดพลาด โดยจำแนกเป็นเกาส์เซียน 31 instances และภาพที่มีสัญญาณรบกวนอิมพัลส์ สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 298 จาก 300 instances มีความผิดพลาด โดยจำแนกเป็นปัวซง 2 instances และผลการประเมินการจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซี่อาร์ แสดงผล ดังตาราง 4

ตารางที่ 4 การประเมินการจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซี่อาร์

	Precision	Recall	F-measure
Gaussian	0.90	0.94	0.98
Poisson	0.93	0.90	1.02
Impulse	1.00	0.99	1.01

แบบจำลองสำหรับการจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซี่อาร์ แสดงดังภาพที่ 10 ค่าความถูกต้อง 94.22% ต้นไม้ที่ได้มี 7 ระดับ (level) 28 บัพ (Node) และการจำแนกประเภทสัญญาณได้ถูกของต้นไม้ตัดสินใจจำนวน 15 กฎ

```

mean <= 17.8338
| PSNR <= 44.5513
| | mean <= 17.8167: Poisson (15.0)
| | mean > 17.8167
| | | mean <= 17.8242: Gaussian (185.0/4.0)
| | | mean > 17.8242
| | | | PSNR <= 40.9592: Gaussian (2.0)
| | | | PSNR > 40.9592: Poisson (5.0)
| | PSNR > 44.5513
| | mean <= 17.8202: Poisson (104.0)
| | mean > 17.8202
| | | mean <= 17.8233
| | | | PSNR <= 53.8443
| | | | | mean <= 17.8207
| | | | | PSNR <= 47.6161
| | | | | | PSNR <= 45.424: Poisson (3.0/1.0)
| | | | | | PSNR > 45.424: Gaussian (4.0)
| | | | | PSNR > 47.6161: Poisson (5.0)
| | | | | mean > 17.8207
| | | | | mean <= 17.8226: Gaussian (101.0/13.0)
| | | | | mean > 17.8226
| | | | | | PSNR <= 51.1924: Gaussian (17.0/5.0)
| | | | | | PSNR > 51.1924: Poisson (4.0)
| | | | | PSNR > 53.8443: Poisson (78.0/12.0)
| | | | mean > 17.8233: Poisson (53.0/1.0)
mean > 17.8338
| PSNR <= 48.7386: Poisson (25.0)
| PSNR > 48.7386: Impulse (299.0)

```

ภาพที่ 10 แบบจำลองการจำแนกโดยต้นไม้ตัดสินใจ J48

ภาพเอกซเรย์ซีอาร์ หรือ Unseen data เป็นภาพเอกซเรย์ซีอาร์ที่ไม่ถูกลดสัญญาณรบกวนจากซอฟต์แวร์ของบริษัทในขั้นตอนการประมวลผลภาพ มีค่า Mean = 17.947 และ PSNR = 30.0912 นำไปทดสอบกับแบบจำลองที่ได้ สามารถจำแนกได้ว่าเป็นสัญญาณรบกวนแบบปัวซอง เป็นตามกฎ IF Mean > 17.8338 & PSNR ≤ 48.7386 THEN Noise is Poisson

สรุปผลและงานวิจัยในอนาคต

จากการศึกษา ได้แบบจำลองสำหรับจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซีอาร์โดยขั้นตอนวิธี J48 มีความถูกต้อง 94.22% ซึ่งมีค่าความถูกต้องที่สูงกว่าขั้นตอนวิธี Bayesian Network ที่มีความถูกต้อง 91.00% และขั้นตอนวิธี Random Tree ซึ่งมีความถูกต้อง 92.67% เมื่อใช้เทคนิค 15-Fold Cross Validation เหมือนกัน การศึกษาในครั้งนี้การจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซีอาร์โดยขั้นตอนวิธี J48 สามารถจำแนกได้ถูกต้องว่าเป็นสัญญาณเกาส์เซียน 93.67% ภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบปัวซองสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 89.67% และภาพที่มีสัญญาณรบกวนแบบอิมพัลส์ สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 99.33% และเมื่อนำแบบจำลองที่ได้ ไปจำแนกสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซีอาร์ พบว่าสัญญาณรบกวนที่มีอยู่ในภาพเอกซเรย์ซีอาร์ คือ สัญญาณรบกวนแบบปัวซอง เมื่อทราบชนิดของสัญญาณรบกวนในภาพเอกซเรย์ซีอาร์แล้ว ดังนั้นก็สามารถประยุกต์ขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับการลดสัญญาณรบกวนต่อไป

การศึกษานี้ครั้งนี้ศึกษาใน Phantom ที่ใช้เป็นตัวแทนของผู้ป่วยและสมมติให้ภาพต้นฉบับเป็นภาพที่ไม่มีสัญญาณรบกวนโดยทำการปรับภาพให้มีสัญญาณรบกวนน้อยที่สุดจากการ Post processing ซึ่งไม่สามารถทำกับภาพเอกซเรย์ผู้ป่วยจริงได้และการศึกษาในครั้งนี้สามารถใช้เป็นต้นแบบเพื่อประยุกต์ใช้งานสำหรับจำแนกสัญญาณรบกวนชนิดต่าง ๆ ที่อยู่ในภาพ Gray scale สามารถเพิ่มชนิดของสัญญาณรบกวนมากกว่า 3 ชนิด เช่น สัญญาณรบกวน Gamma, Uniform, Rayleigh, Exponential ฯลฯ หรือใช้ขั้นตอนวิธีอื่น ๆ เพื่อจำแนกสัญญาณรบกวน เช่น Artificial Neural Network หรือ Naïve Bayes

เอกสารอ้างอิง

- Boyat, A. K. and Joshi, B. K. (2015). A review paper: Noise models in digital image processing. **Signal & Image Processing: An International Journal**. 6(2): 63-75.
- Bushberg, J. T., Seibert, J. A., Leidholdt, E. M., and Boone, J. M. (2002). **The essential physics of medical imaging**. 2nd ed. Baltimore: Lippincott Williams & Wilkins.
- Gonzalez, R. C., and Woods, R. E. (1992). **Digital image processing**. 2nd ed. Massachusetts: Addison-Wesley.
- Goodman, J. W. (2000). **Statistical optics**. New York: John Wiley & Sons.
- Gravel, P., Beaudoin, G., and De Guise, J. A. (2004). A method for modeling noise in medical images. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. 23(10): 1221-1232.
- Karibasappa, K. G., Hiremath, S. and Karibasappa, K. (2011). Neural network based noise identification in digital images. **Association of Computer Electronics and Electrical Engineers**. 2(3): 28-31.

- Leads Test Objects. **TOR CDR Radiography Phantom** [Online]. Available: <http://www.leadstestobjects.com>.
- MathWorks. (2012). **MATLAB R2012a** [On-Line]. Available: <http://www.mathworks.com>
- MathWorks. (2013). **Image Processing toolbox/ Import, Export, and Conversion/ Synthetic Images/ Imnoise** [On-Line]. Available: <http://www.mathworks.com/help/images/ref/imnoise.html>.
- Papoulis, A. (1991). **Probability, random variables, and stochastic processes**. 3rd ed. Newyork: McGraw-Hill.
- Pipariya, T. and Agrawal, S. (2014). Statistical moments and fuzzy logic based classification of noise present in digital images. **International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering**. 3(7): 7453-7456.
- Pizurica, A. and Philips, W. (2006). Estimating the Probability of the Presence of a Signal of Interest in Multi Resolution Single-and Multiband Image Denoising. **IEEE Transactions on Image Processing**. 15(3): 654-665.
- Portilla, J., Strela, V., Wainwright, M. and Simoncelli, E. (2003). Image Denoising Using Gaussian Scale Mixtures in the Wavelet Domain. **IEEE Transactions on Image Processing**. 12(11): 1338-1351.
- Quinlan, R. J. (1993). **C4.5: programs for machine learning** [On-Line]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=152181>.
- Sontakke, M. D. and Kulkarni, M. S. (2015). Different types of noise in images and noise removing technique. **International Journal of Advanced Technology in Engineering and Science**. 3(1): 102-115.
- The University of Waikato. **Weka. classifiers. trees, Class J48** [Online]. Available: <http://weka.sourceforge.net>.
- Tiwari, S., Singh, A. K. and Shukla, V. P. (2011). Statistical moments based noise classification using feed forward back propagation neural network. **International Journal of Computer Applications**. 18(2): 36-40.
- Zeitouni, Z. and Chelghoum, N. (2001). Spatial Decision Tree-Application to Traffic Risk Analysis. **ACS/IEEE International Conference on Computer Systems and Applications: IEEE Computer Society**. 203-207.

