

บทที่ 4

การพัฒนาเทคนิคการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลแบบปรับตัวได้โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

4.1 บทนำ

จากการศึกษาการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลในงานวิจัยต่าง ๆ พบว่าสัญญาณลายน้ำจะไม่สามารถกู้กลับคืนมาได้เมื่อภาพถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต (Geometric transformations) ในบทนี้จึงได้พัฒนาระบบการฝังและการถอดสัญญาณลายน้ำเพื่อที่จะเพิ่มความทนทานของลายน้ำดิจิทัลต่อการโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต วิธีการที่นำเสนอในบทนี้จะใช้การถอดสัญญาณลายน้ำแบบ Blind watermarking และใช้การแปลงดีสครีตเวฟเลต (Discrete wavelet transform, DWT) จำนวน 3 ระดับ สัญญาณลายน้ำที่ใช้เป็นภาพไบนารีขนาด 32×32 พิกเซลโดยในขั้นตอนของการฝังสัญญาณลายน้ำจะทำการสร้างลำดับสัญญาณแบบสุ่ม (Pseudo random sequence) จากภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล เพื่อใช้เป็นคีย์ของการฝังและการกู้คืนสัญญาณลายน้ำวิธีการที่นำเสนอนี้ไม่ต้องใช้ภาพต้นฉบับในการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ นอกจากนี้ในส่วนของ การกู้คืนสัญญาณลายน้ำได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบ (Feature learning) ของการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตที่ใช้ในการโจมตีรูปภาพทั้งหมด 16 แบบ เพื่อให้เครือข่ายประสาทเทียมเรียนรู้และจดจำได้ว่าภาพดังกล่าวถูกดัดแปลงเชิงเรขาคณิตด้วยวิธีการใด เพื่อที่จะได้แก้ไขการวางตัวของภาพกลับคืนลักษณะเดิมเพื่อให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับมาได้ โดยชุดข้อมูลที่ส่งให้เครือข่ายประสาทเทียมใช้ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของภาพ คือ ค่าโมเมนต์ภาพ (Image moment) ของภาพที่ผ่านการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตซึ่งเป็นค่าที่แสดงลักษณะเฉพาะของภาพที่สามารถสกัดออกมาได้ (Feature extraction) ที่ถูกดัดแปลงในแบบรูปนั้น ๆ

โมเมนต์ภาพ (Image moment) คือ ปริมาณจำนวนเลขในรูปของสเกลาร์ที่ใช้ในการอธิบายลักษณะของฟังก์ชันและใช้ในการดึงคุณลักษณะที่สำคัญของรูปภาพนั้นๆ ออกมาเป็นชุดของตัวเลข ซึ่งโมเมนต์ได้ถูกใช้งานกันอย่างแพร่หลายมานับร้อยปีในทางสถิติสำหรับการอธิบายรูปร่างความน่าจะเป็นของฟังก์ชันความหนาแน่น และใช้ในด้านกลศาสตร์พื้นฐานของร่างกายในการวัดการกระจายของมวลร่างกาย ถ้ามองในมุมมองของนักคณิตศาสตร์ โมเมนต์ก็คือ การประมาณการของฟังก์ชัน

บนพื้นฐานพหุนาม (Polynomial) (ทำนองเดียวกับการแปลงฟูเรียร์ ซึ่งก็คือการประมาณการของฟังก์ชันบนพื้นฐานฮาร์โมนิก (Harmonic)) และในปัจจุบันยังคงมีการใช้ค่าโมเมนต์ภาพในการแสดงลักษณะสำคัญของรูปภาพเพื่อใช้ในการจดจำรูปแบบของภาพ (Pattern recognition) เพื่อให้สามารถแยกแยะภาพต่าง ๆ ออกจากกันได้ ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงเงื่อนไขพื้นฐานของ Image moment ดังนี้

คำนิยามที่ 1.1 โดยฟังก์ชันภาพ (หรือภาพ) เป็นฟังก์ชันจริงแบบเชิงเส้นเป็นช่วง ๆ (Piece-wise linear function) $f(x, y)$ ของสองตัวแปรที่กำหนดไว้ในรูปแบบ $D \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}$

คำนิยามที่ 1.2 General moment $M_{pq}^{(f)}$ ของรูปภาพ $f(x, y)$, โดยที่ p, q เป็นเลขจำนวนเต็มที่ไม่เป็นค่าลบและ $r = p + q$ เรียกว่า ลำดับของโมเมนต์ ซึ่งอธิบายตามสมการที่ (4.1) ดังนี้

$$M_{pq}^{(f)} = \iint_D P_{pq}(x, y) f(x, y) dx dy \quad (4.1)$$

โดยที่ $p00(x, y), p10(x, y), \dots, pkj(x, y), \dots$ คือฟังก์ชันพื้นฐานพหุนาม (Polynomial) ที่อยู่ในขอบเขตบน D (เราละเว้นด้วย (f) เพื่อที่หลีกเลี่ยงการเกิดความสับสน)

โมเมนต์ภาพแบ่งออกเป็นหลายประเภทด้วยกันตามชนิดของฟังก์ชันพื้นฐานพหุนามโดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ Moment invariants ที่แสดงต่อภาพสามลักษณะคือ การเลื่อน (Translation) การหมุน (Rotation) และการปรับขนาด (Scaling) เรียกโดยรวมว่า “TRS” ซึ่งเป็นการคัดแปลงแบบพื้นฐานที่สุดของพิกัดเชิงพื้นที่ TRS บางครั้งเรียกว่า การแปลงคล้าย (Similar conversion) ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังสมการ (4.2) ดังนี้

$$X' = sR.X + t \quad (4.2)$$

โดยที่ t เป็นเวกเตอร์การเลื่อน

s เป็นค่ากำหนดการปรับขนาดเชิงบวก (โดยในที่นี้เราจะพิจารณาการปรับแบบสม่ำเสมอ (Uniform) เท่านั้น นั่นคือพิจารณาเหมือนกันทั้งในทิศแนวแกนอนและแนวแกนตั้ง)

และ R คือเมทริกซ์ของการหมุน $\begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}$ โดยที่ α คือค่ามุมของการหมุน

ค่าคงที่ที่ได้มาจากการคำนวณ TRS เป็นสิ่งที่ได้รับความสนใจมาก โดยมีการประยุกต์ใช้งานจริงหลายด้าน เนื่องจากวัตถุที่ต้องใช้ควรได้รับการจดจำอย่างถูกต้องโดยไม่คำนึงถึงตำแหน่งและทิศทางของวัตถุในกรอบฉาก และระยะทางจากวัตถุถึงกล้อง โดยที่โมเดล TRS สามารถประมาณค่า

ของภาพที่ถูกทำให้เสียหายที่เกิดจากความไม่คมชัดของภาพ เราสามารถคำนวณค่าโมเมนต์แบ่งตามประเภทของการตัดแปลงทั้งสามชนิดได้ดังนี้

1. Invariants to translation ค่าโมเมนต์คงที่ของการเลื่อนตำแหน่งสามารถหาได้โดยการมองให้เหมือนกับว่าขั้ววัตถุตั้งกลางที่จุดศูนย์กลางเกิดขึ้นพร้อมกับระบบพิกัดดั้งเดิมหรือในทางกลับกันโดยขั้วจุดพื้นฐานพหุนามไปยังจุดศูนย์กลางของวัตถุซึ่งเราเรียกการคำนวณค่านี้ว่าเป็นค่า Central geometric moments ดังสมการที่ (4.3) ดังนี้

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x-x_c)^p (y-y_c)^q f(x,y) dx dy \quad (4.3)$$

เมื่อ $x_c = m_{10}/m_{00}$, $y_c = m_{01}/m_{00}$ คือพิกัดของจุดศูนย์กลางของวัตถุ โดยที่ค่า $\mu_{10} = \mu_{01} = 0$ และ $\mu_{00} = m_{00}$ เสมอ

2. Invariants to scaling สามารถหาค่าได้จากการทำให้เป็นค่ากลางปกติ (Normalize) ให้เหมาะสมกับแต่ละโมเมนต์โดยเรียกค่าโมเมนต์ที่ผ่านการสเกลด้วยขนาด S ว่า Normalized central geometric moment ดังสมการที่ (4.4) ดังนี้

$$v_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^w} \quad (4.4)$$

$$\text{เมื่อ} \quad w = \frac{p+q}{2} + 1$$

3. Invariants to rotation ค่าคงที่ของการหมุนสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (4.5) ดังนี้

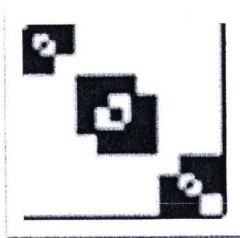
$$\begin{aligned} \phi_1 &= m_{20} + m_{02}, \\ \phi_2 &= (m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}^2, \\ \phi_3 &= (m_{30} - 3m_{12})^2 + (3m_{21} - m_{03})^2, \\ \phi_4 &= (m_{30} + m_{12})^2 + (m_{21} + m_{03})^2, \\ \phi_5 &= (m_{30} - 3m_{12})(m_{30} + m_{12})((m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2) \\ &\quad + (3m_{21} - m_{03})(m_{21} + m_{03})(3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2), \\ \phi_6 &= (m_{20} - m_{02})((m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2) \\ &\quad + 4m_{11}(m_{30} + m_{12})(m_{21} + m_{03}), \\ \phi_7 &= (3m_{21} - m_{03})(m_{30} + m_{12})((m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2) \\ &\quad - (m_{30} - 3m_{12})(m_{21} + m_{03})(3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2), \end{aligned} \quad (4.5)$$

4.2 วิธีการฝังสัญญาณลายน้ำ

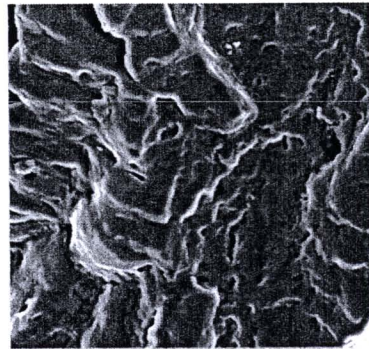
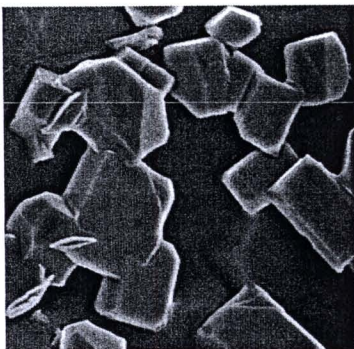
สัญญาณลายน้ำและรหัสลับ (key) ที่ใช้ในการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลจะเป็นภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซลจำนวนสองภาพ ดังแสดงไว้ดังรูปที่ 4.1 และ 4.2 ภาพต้นฉบับที่ใช้ฝังสัญญาณลายน้ำคือภาพจากกล้อง SEM (Scanning electron microscope) โดยเป็นภาพของสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_2) ซึ่งเป็นเหล็กที่มีในน้ำธรรมชาติและภาพสารเฟอร์ริกคลอไรด์ (FeCl_3) ขนาด 512×512 พิกเซล ทั้งหมดลบบภาพ ดังรูปที่ 4.3



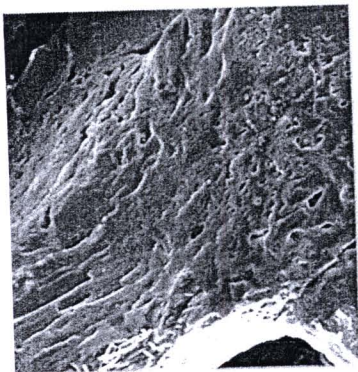
รูปที่ 4.1 สัญญาณลายน้ำรูปภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล



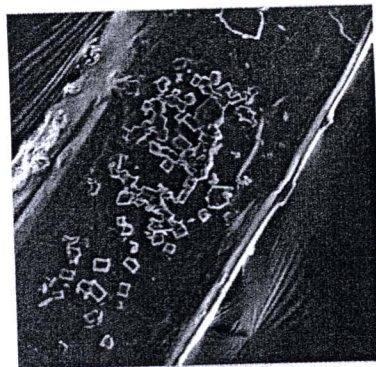
รูปที่ 4.2 รหัสลับ (key) รูปภาพระดับเทาขนาด 32×32 พิกเซล



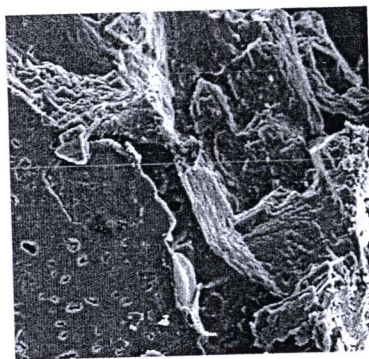
(ก) SEM_image1



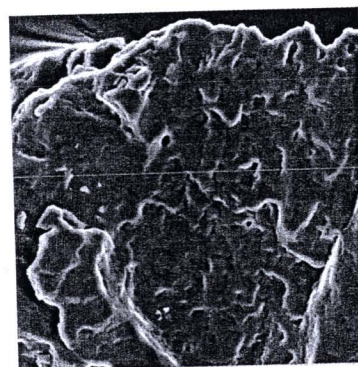
(ข) SEM_image2



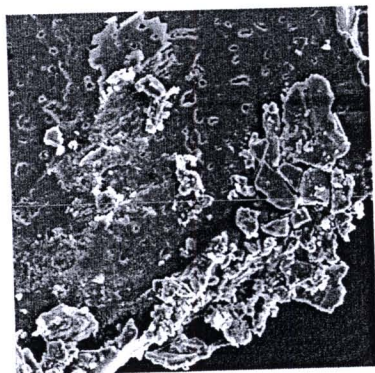
(ค) SEM_image3



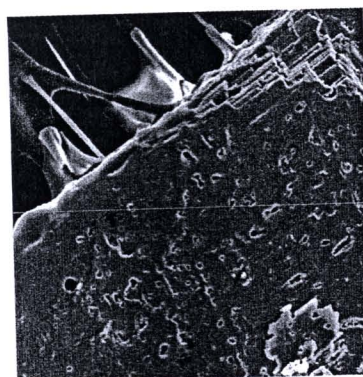
(ง) SEM_image4



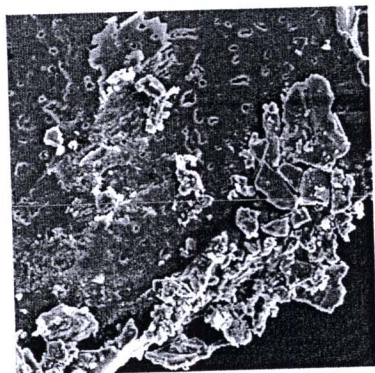
(จ) SEM_image5



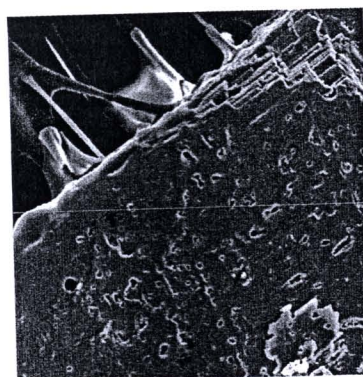
(ฉ) SEM_image6

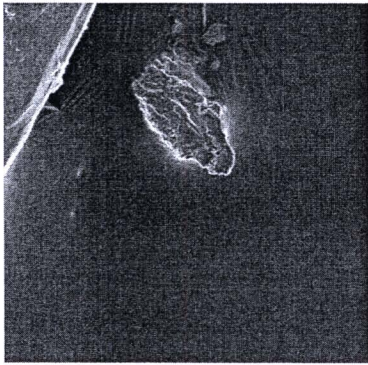


(ช) SEM_image7

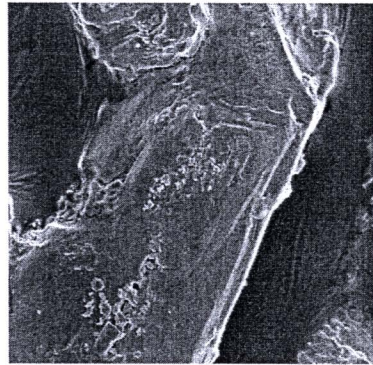


(ซ) SEM_image8





(ฉ) SEM_image9



(ญ) SEM_image10

รูปที่ 4.3 ภาพต้นฉบับที่ใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำ

ขั้นตอนของการฝังสัญญาณลายน้ำมีดังนี้

1. ทำการแปลงภาพต้นฉบับด้วยการดิสครีตเวฟเล็ตจำนวน 3 ระดับซึ่งจะทำให้ได้ภาพแบนด์ย่อย ดังรูปที่ 4.4 โดยผู้วิจัยจะเลือกฝังสัญญาณลายน้ำในสัมประสิทธิ์ในแบนด์ย่อย LL3 เท่านั้น ทั้งนี้เนื่องจากแบนด์ย่อยในส่วนนี้จะเป็นส่วนที่เป็นค่าสัมประสิทธิ์หลัก ๆ ของภาพและถ้าฝังสัญญาณลายน้ำลงในแบนด์ย่อยส่วนนี้จะทำให้ลายน้ำมีความทนทานมากที่สุด

LL3	LH3	LH2	LH1
HL3	HH3		
HL2		HH2	
HL1			HH1

รูปที่ 4.4 ภาพต้นฉบับที่ผ่านการแปลงดิสครีตเวฟเล็ต 3 ระดับ

2. ทำการเรียงสลับบิตของรูปภาพสัญญาณลายน้ำให้อยู่ในรูปเวกเตอร์ของบิตศูนย์และหนึ่ง
3. สร้างลำดับสัญญาณสุ่ม Pseudo random sequence จากภาพรหัสลับจำนวน 2 ชุด โดยให้ลำดับชุดที่หนึ่งใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำบิตศูนย์ (PN_0) และอีกชุดหนึ่งใช้ฝังสัญญาณลายน้ำบิตหนึ่ง (PN_1) โดยที่จำนวนของลำดับสัญญาณสุ่มจะต้องเท่ากับจำนวนสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลต
4. ทำการฝังลำดับสัญญาณสุ่มทั้ง PN_0 และ PN_1 โดยใช้ค่าความแรงของสัญญาณลายน้ำ (α) เท่ากับ 0.09 ลงในสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ของภาพต้นฉบับตามตำแหน่งที่ได้ทำการเลือกไว้ตามสมการที่ (4.6) ดังนี้

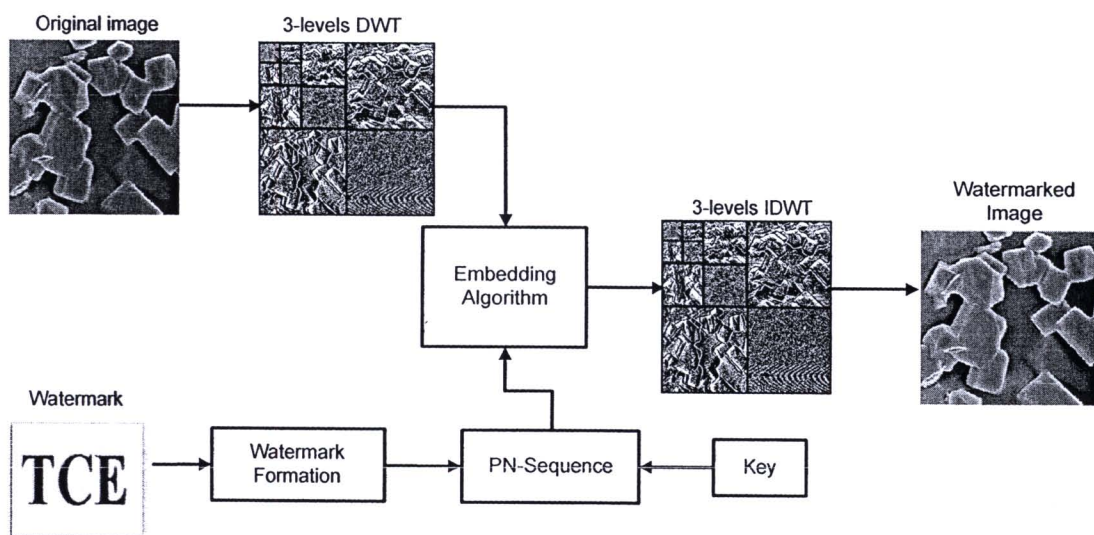
$$X' = \begin{cases} X + \alpha * PN_0 & watermark_{bit} = 0 \\ X + \alpha * PN_1 & watermark_{bit} = 1 \end{cases} \quad (4.6)$$

โดย X คือสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ของภาพต้นฉบับ

X' คือสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ภายหลังจากฝังสัญญาณลายน้ำ

5. ทำการแปลงกลับสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำโดยการแปลง IDWT จำนวน 3 ระดับ ซึ่งหลังจากแปลงกลับก็จะได้ภาพที่ถูกฝังสัญญาณลายน้ำ

ขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำสามารถแสดงเป็นแผนภาพได้ดังรูปภาพที่ 4.5 ดังนี้



รูปที่ 4.5 แผนภาพการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัล

4.3 การกู้คืนสัญญาณลายน้ำ

ในการกู้คืนสัญญาณลายน้ำ ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการเพิ่มความถูกต้องในขั้นตอนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำจากการโจมตีภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เพื่อให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับคืนมาได้ในเกือบทุกรูปแบบของการโจมตี โดยขั้นตอนของการกู้คืนสัญญาณลายน้ำมีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการแปลงสัญญาณภาพต้องสงสัยที่อาจมีสัญญาณลายน้ำด้วยการแปลง DWT 3 ระดับ
2. ทำการสร้างลำดับสัญญาณคู่สองชุด (PN_0 และ PN_1) โดยใช้ภาพรหัสลับเดียวกันกับขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำ
3. ทำการคำนวณค่า Correlation ระหว่างสัมประสิทธิ์การแปลง DWT ของภาพกับลำดับสัญญาณคู่ทั้งสองชุด คือ PN_0 และ PN_1 ตามสมการที่ 4.7 ถ้าค่า Correlation ของภาพกับ PN_0 มีค่ามากกว่าค่า Correlation ของภาพกับ PN_1 จะให้สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 0 แต่ถ้าน้อยกว่าก็จะให้สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 1

$$Correlation = \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x - \bar{x}}{S_x} \right) \left(\frac{y - \bar{y}}{S_y} \right) \quad (4.7)$$

4. นำเวกเตอร์ของบิตลายน้ำที่กู้คืนได้มาทำการจัดเรียงใหม่ให้เป็นภาพขนาด 32×32 พิกเซล ก็จะได้อาพสัญญาณลายน้ำกลับคืนมา
5. ถ้าตรวจสอบพบว่าภาพต้องสงสัยที่จะนำมากู้คืนสัญญาณลายน้ำถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ก็ให้นำภาพดังกล่าวส่งไปให้ส่วนของเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อจะได้ทราบว่าถูกโจมตีด้วยการดัดแปลงชนิดใด เพื่อจะได้ทำการแก้ไขและกู้คืนสัญญาณลายน้ำตามขั้นตอนที่ 1 - 4

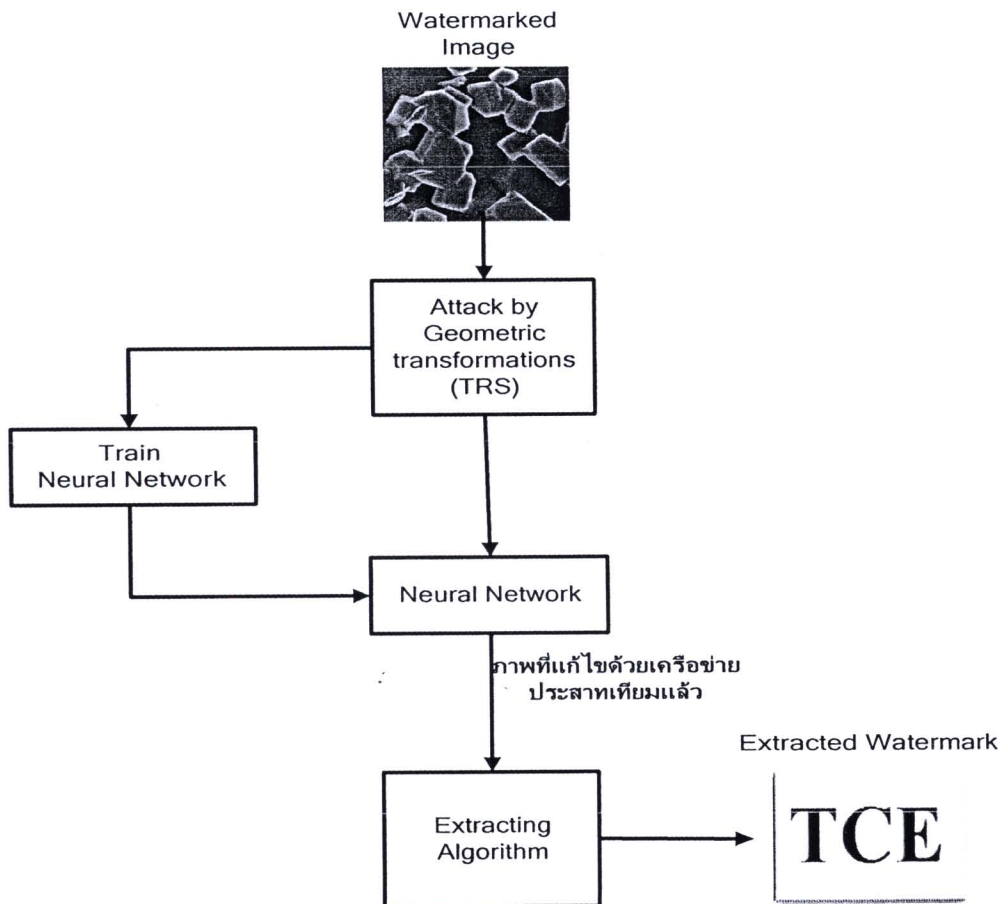
กระบวนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำที่มีการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.6 และเมื่อได้สัญญาณลายน้ำกลับคืนมาแล้วจะทำการคำนวณค่าสหสัมพันธ์ปรกติ (Normalized correlation, NC) เพื่อวัดค่าความคล้ายคลึงกันของสัญญาณลายน้ำต้นแบบและสัญญาณลายน้ำที่ได้จากการกู้คืน และคำนวณค่าความผิดพลาดบิต (Bit error rate, BER) เพื่อใช้เป็นตัววัดค่าความผิดพลาดของสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้ ซึ่งแสดงถึงความทนทานของภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล โดยค่า NC สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (4.8) ดังนี้

$$NC(w, w^*) = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} w_{ij}^*}{\sum_i \sum_j (w_{ij})^2} \quad (4.8)$$

เมื่อ w_{ij} และ w_{ij}^* เป็นค่าพิกเซลภาพที่ตำแหน่ง i, j ของภาพลายน้ำต้นฉบับและภาพลายน้ำที่กู้คืนได้ตามลำดับ สำหรับค่า BER สามารถคำนวณได้ตามสมการที่ (4.9) ดังนี้

$$BER(w, w^*) = \left(\frac{\sum_{i=1}^{L_w} (w_i \oplus w_i^*)}{L_w} \right) \quad (4.9)$$

เมื่อ L_w คือ ความยาวบิตของเวกเตอร์สัญญาณลายน้ำซึ่งในกรณีนี้คือ 1024 บิต



รูปที่ 4.6 แผนภาพการกู้คืนสัญญาณลายน้ำดิจิทัลที่ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม

4.4 ขั้นตอนการฝึกสอน (Training) เครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียมที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้มีโครงสร้างเป็นแบบมีการเชื่อมโยงไปข้างหน้าแบบหลายเลเยอร์ (Multi-layer feed forward network) โดยใช้คู่กับอัลกอริทึมแพร่กลับ (Back propagation) โครงสร้างของประสาทเทียมที่ใช้จะมีทั้งหมด 3 เลเยอร์ประกอบด้วยเลเยอร์อินพุต 1 เลเยอร์ เลเยอร์ซ่อน 1 เลเยอร์ และเลเยอร์เอาต์พุตจำนวน 1 เลเยอร์ และมีจำนวนโหนดจากเลเยอร์อินพุตไปยังเลเยอร์ซ่อน 30 โหนด จากเลเยอร์ซ่อนไปเลเยอร์เอาต์พุต 30 โหนดและจากเลเยอร์อินพุตออกไปค่าตอบอีก 1 โหนด โดยฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) ของเลเยอร์อินพุตคือ Tan-sigmoid function ของเลเยอร์ซ่อนคือ Log-sigmoid function และของเลเยอร์เอาต์พุตคือ Purelin function นอกจากนี้ยังใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt เพื่อเพิ่มความรวดเร็วในการเรียนรู้ของเครือข่าย โดยในขั้นตอนของการเรียนรู้ได้ทำการปรับแต่งค่าความผิดพลาดการฝึกสอน (Training error) ไว้ที่ 0.001 การฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่าความผิดพลาดการฝึกสอนมีค่าน้อยกว่า 0.001 เมื่อทำการฝึกสอนเสร็จแล้วเครือข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถจดจำรูปแบบของชุดข้อมูลที่เรียนรู้ได้ขั้นตอนของการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

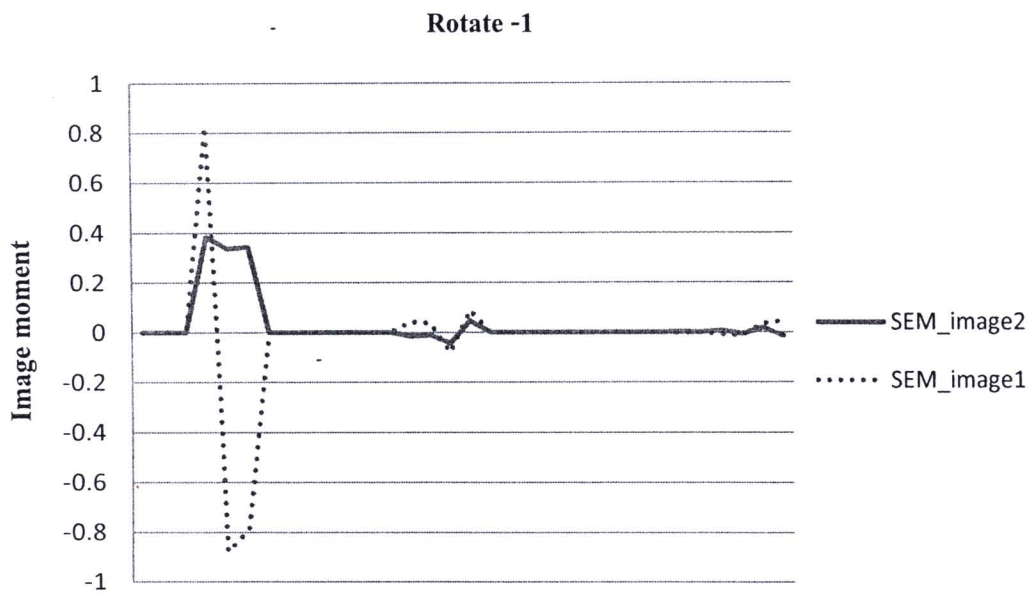
1. ทำการสร้างภาพ สำหรับใช้เป็นชุดข้อมูล (Data) สำหรับการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียมโดยนำภาพ SEM ที่ผ่านการฝังสัญญาณลายนิ้วแล้วทั้งหมด 10 ภาพ มาทำการโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตทั้งหมด 16 แบบ ได้แก่ การหมุน 8 แบบ การเลื่อนพิกัด 3 แบบ และการย่อขยายภาพ อีก 5 แบบ ซึ่งจะทำให้เราได้ภาพทั้งหมด 160 ภาพ

2. นำภาพทั้งหมด 160 ภาพ มาทำการคำนวณค่าโมเมนต์ของภาพซึ่งภาพแต่ละภาพจะให้ชุดข้อมูลโมเมนต์ภาพ ทั้งหมด 6 ค่า 1 ชุด ซึ่งจะได้ชุดข้อมูลทั้งหมด 6×160 ชุดข้อมูล

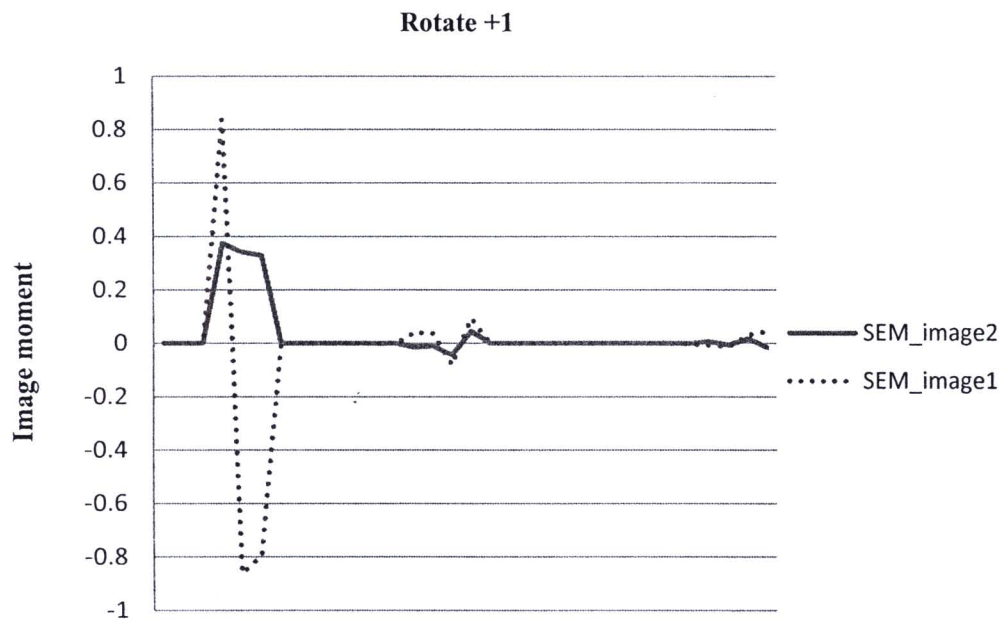
3. ทำการสร้างชุดเป้าหมาย (Target) เพื่อใช้เป็นตัวบ่งบอกถึง รูปแบบของการถูกโจมตีเป็นแบบใด โดยใช้เลขลำดับ 0 – 15 ในการแทนรูปแบบการโจมตีทั้งหมด 16 แบบ เช่น 0 แทนการโจมตีด้วยการหมุน -1 องศา และ 1 แทนการโจมตีด้วยการหมุน +1 องศา เป็นต้น

4. ทำการส่งชุดข้อมูลและชุดเป้าหมายไปให้เครือข่ายประสาทเทียมใช้ทำการฝึกสอนและเรียนรู้ว่าชุดข้อมูลแบบไหนเป็นการโจมตีแบบใด

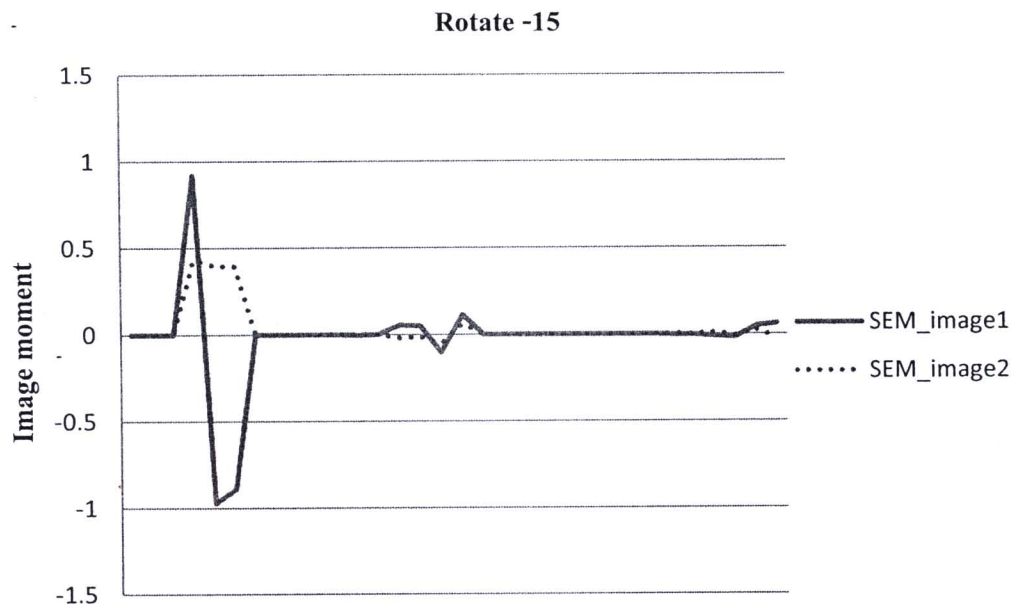
5. เมื่อเครือข่ายประสาทเทียมได้ทำการเรียนรู้สำเร็จแล้ว ก็สามารถส่งชุดข้อมูลโมเมนต์ภาพที่ต้องการทราบว่าถูกโจมตีมาด้วยวิธีการใดเข้าไปให้เครือข่ายประสาทเทียมตรวจสอบ และเครือข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถรายงานให้เราทราบว่าภาพดังกล่าวถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตวิธีการใด ค่าโมเมนต์ภาพของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ภายหลังถูกโจมตีด้วยวิธีการโจมตีทั้ง 16 แบบแสดงไว้ดังรูปที่ 4.7 ดังนี้



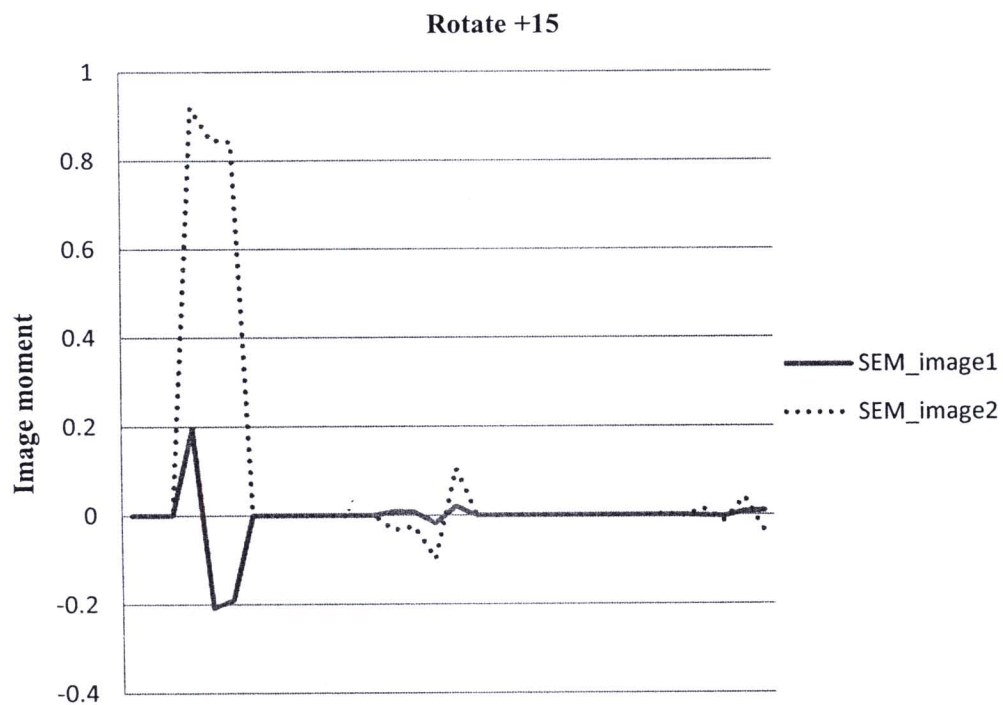
รูปที่ 4.7 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -1 องศา



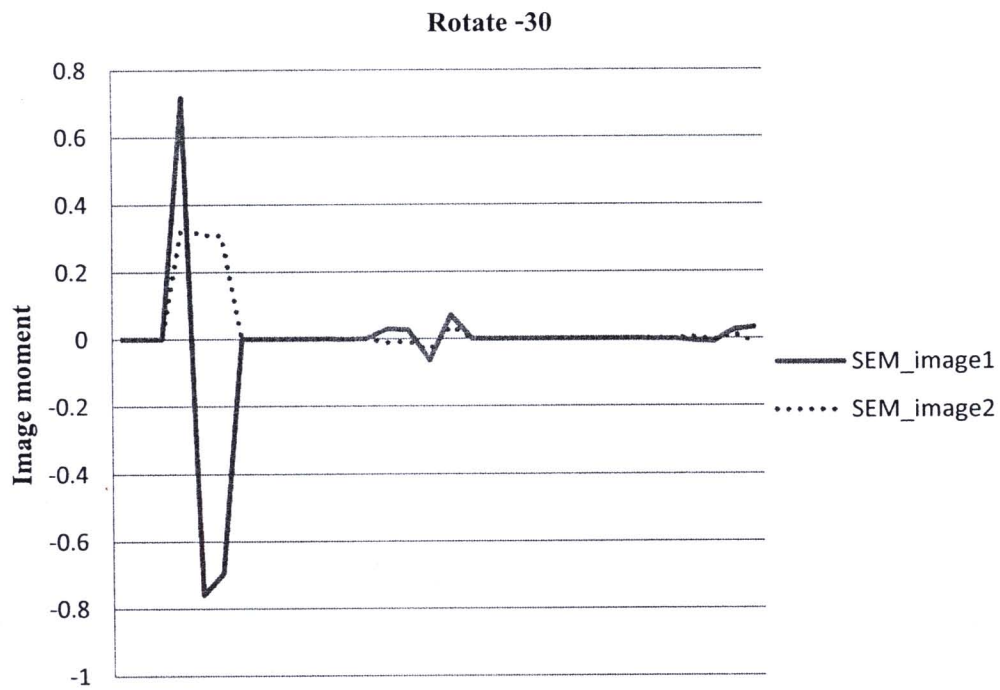
รูปที่ 4.8 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1 และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate +1 องศา



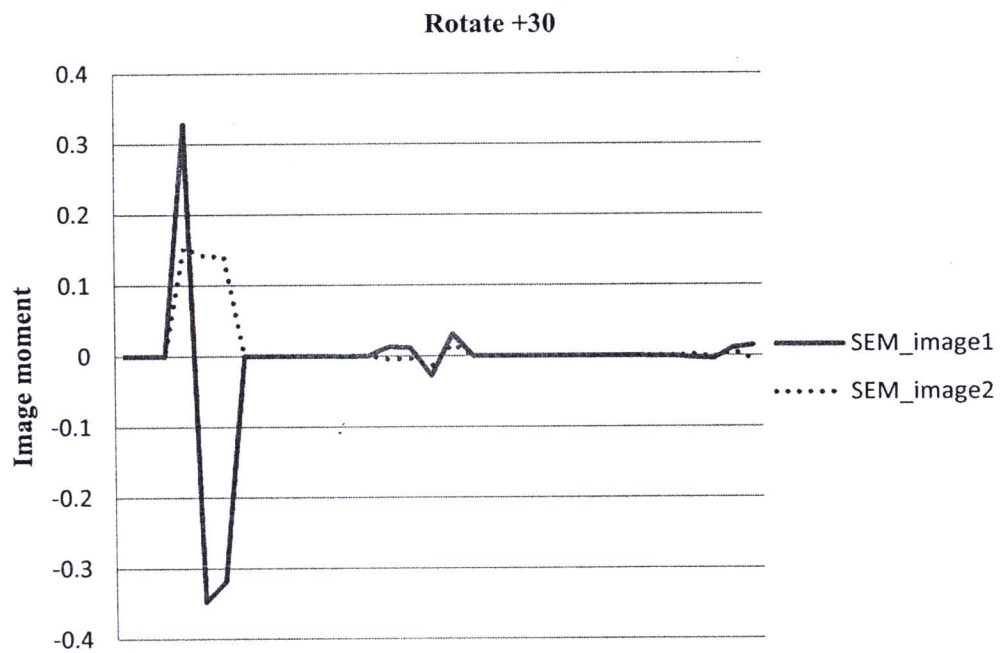
รูปที่ 4.9 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate -15 องศา



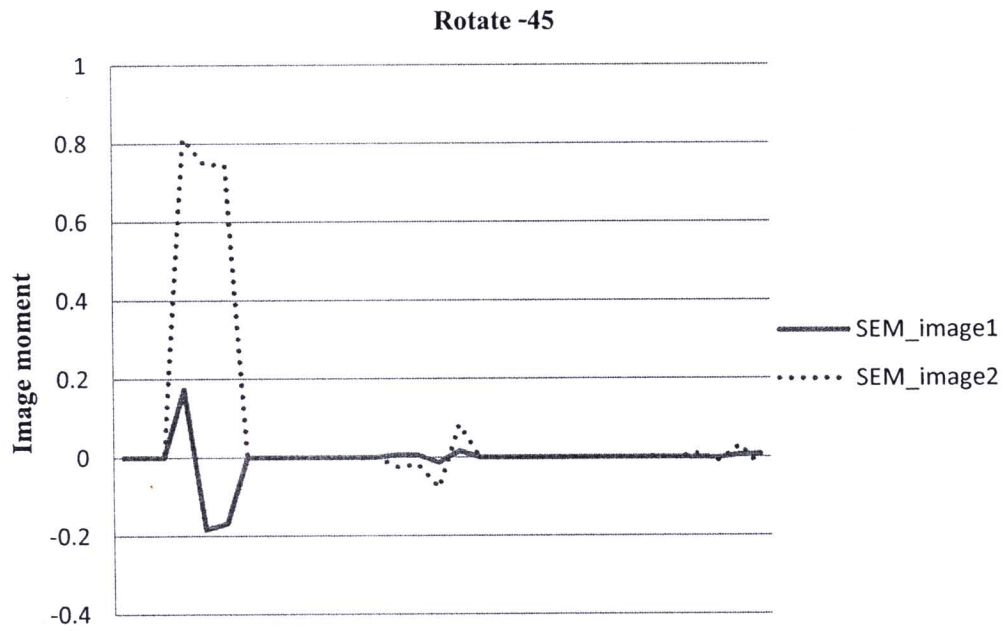
รูปที่ 4.10 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการโจมตี Rotate +15 องศา



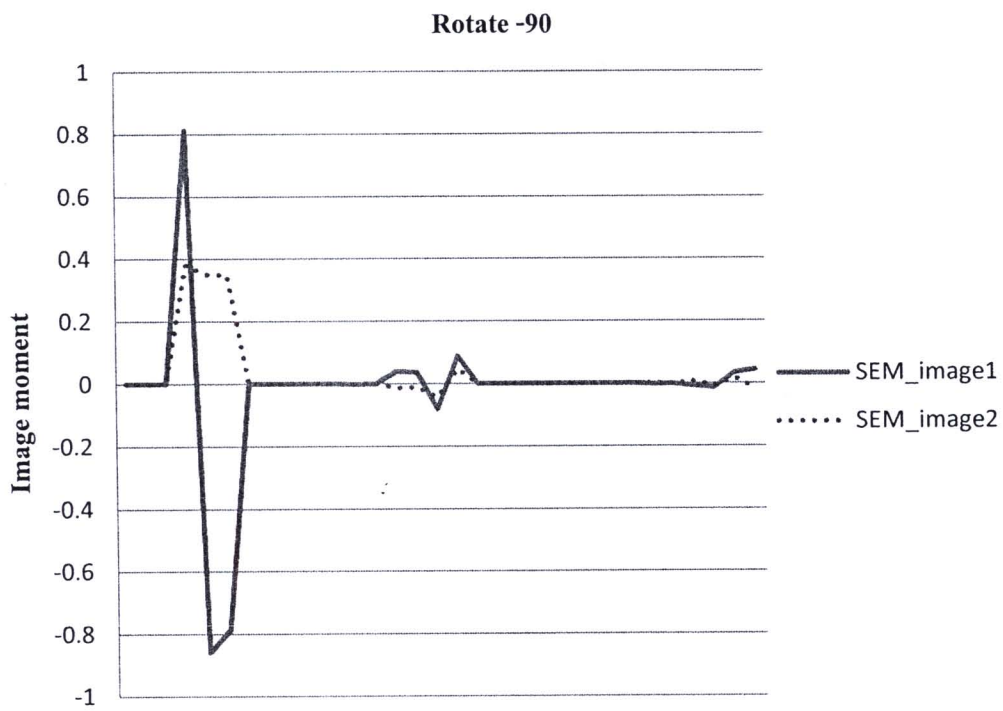
รูปที่ 4.11 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -30 องศา



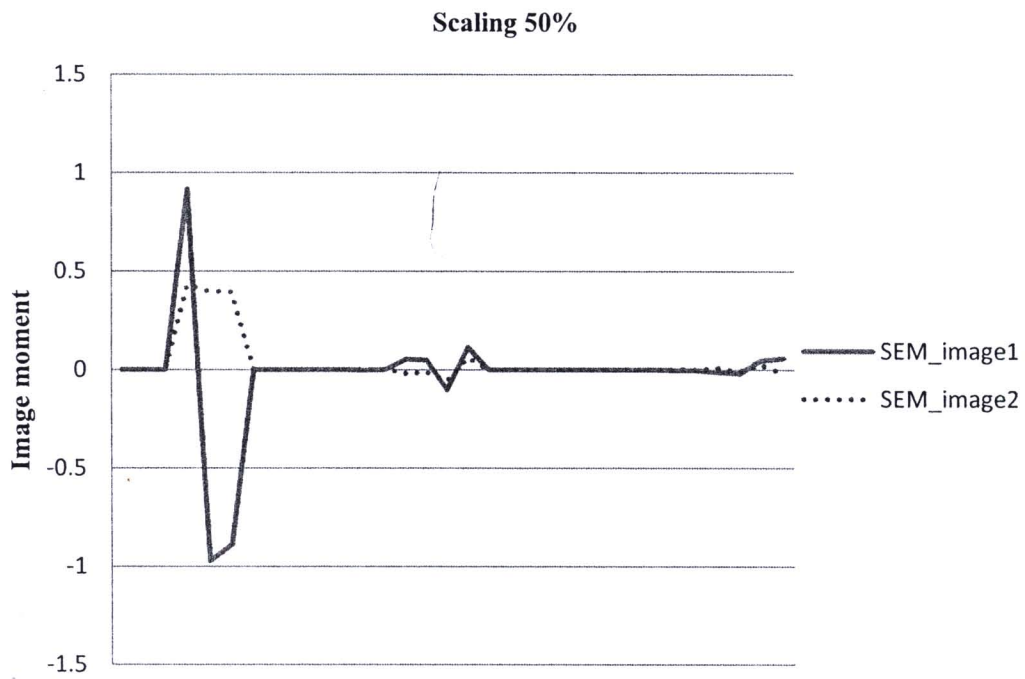
รูปที่ 4.12 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate +30 องศา



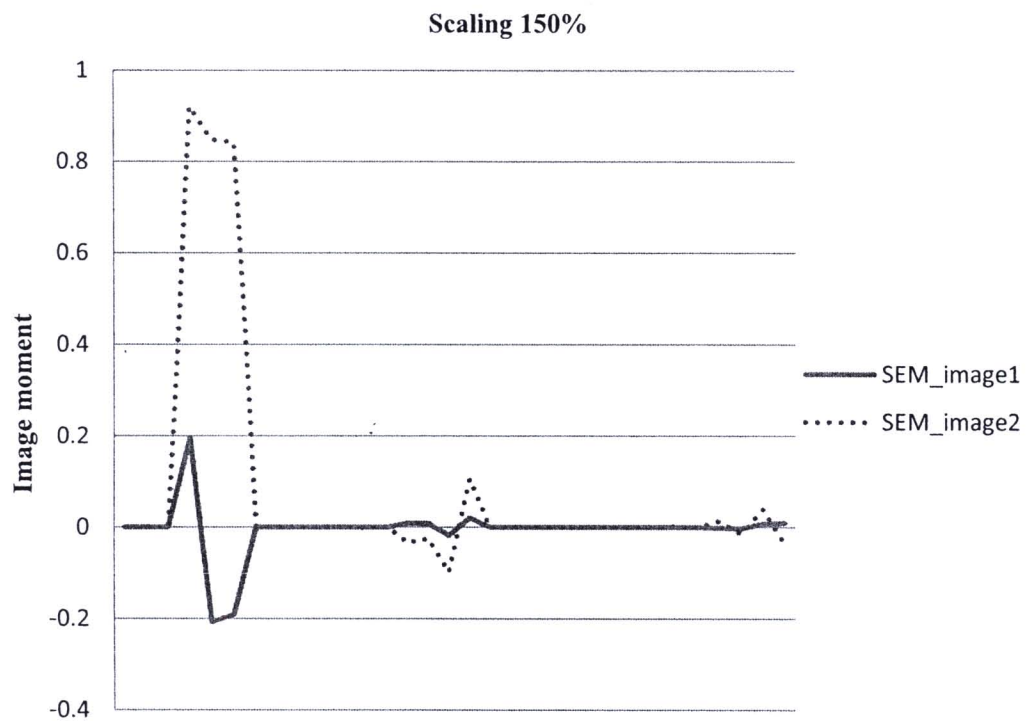
รูปที่ 4.13 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -45 องศา



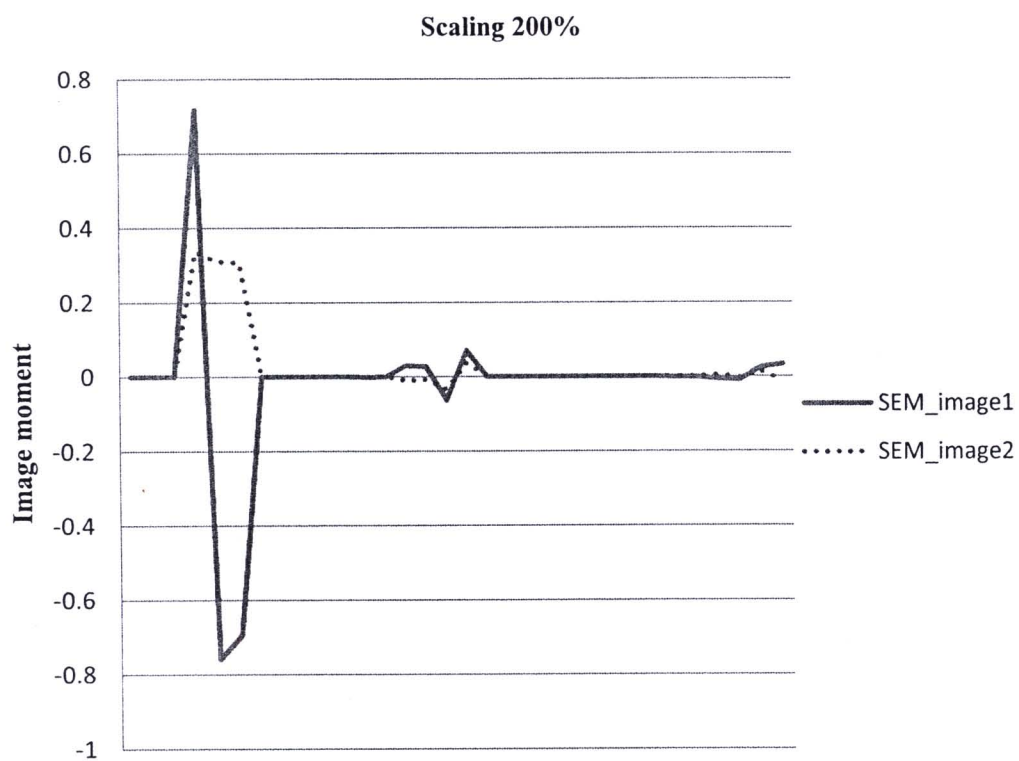
รูปที่ 4.14 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Rotate -90 องศา



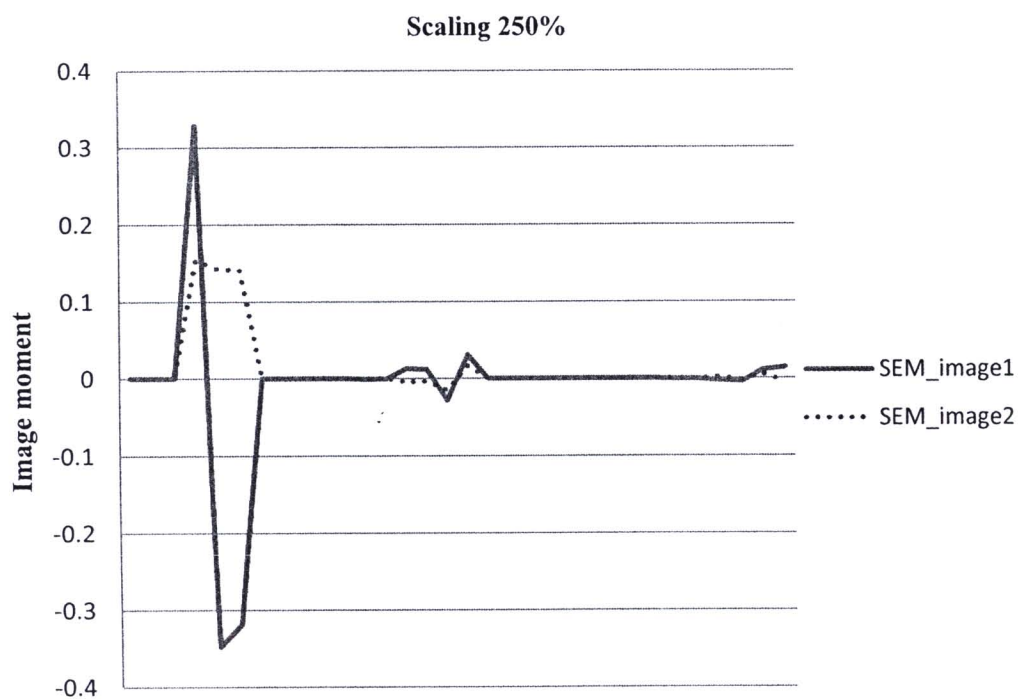
รูปที่ 4.15 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Scaling 50%



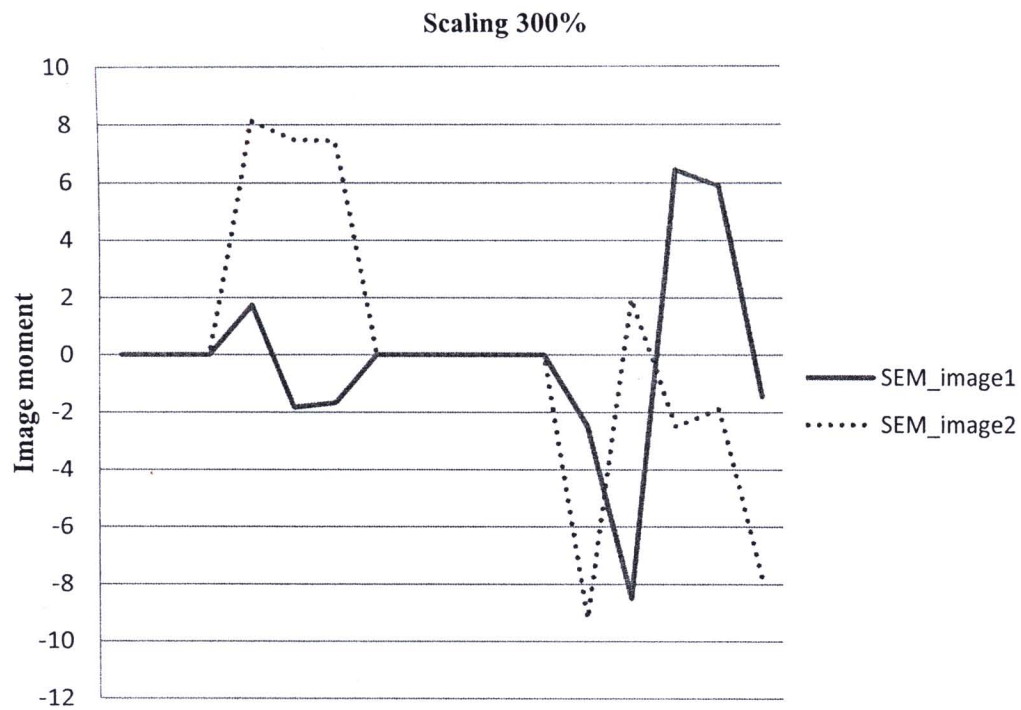
รูปที่ 4.16 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Scaling 150%



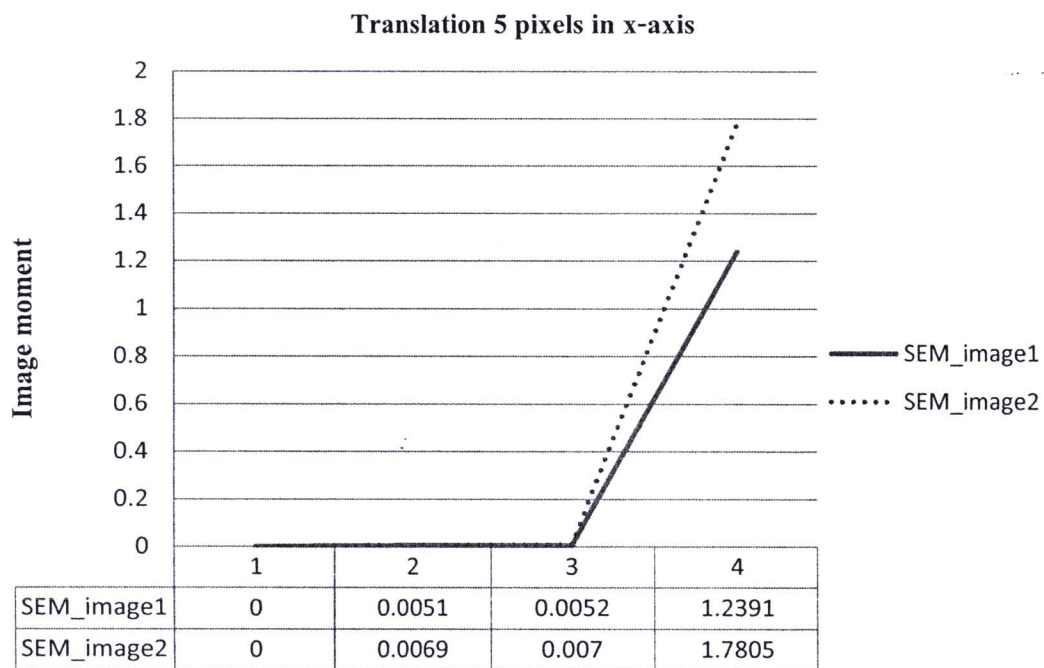
รูปที่ 4.17 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Scaling 200%



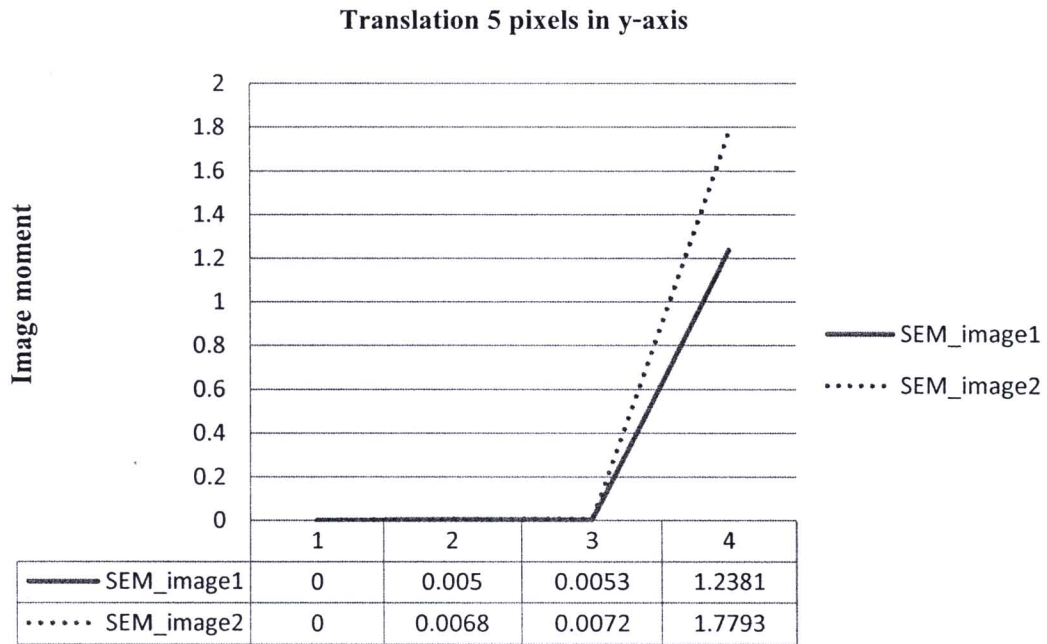
รูปที่ 4.18 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Scaling 250%



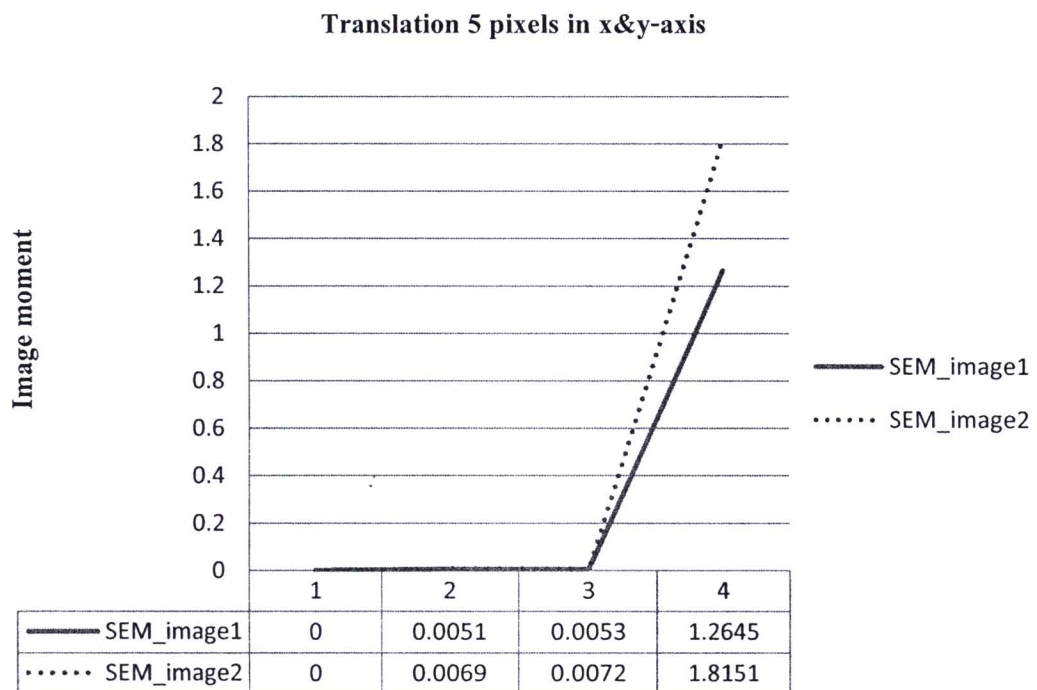
รูปที่ 4.19 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Scaling 300%



รูปที่ 4.20 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Translation 5 pixels in x-axis



รูปที่ 4.21 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Translation 5 pixels in y-axis



รูปที่ 4.22 ค่าโมเมนต์ของภาพ ของภาพ SEM_image1และ SEM_image2 ต่อการ โจมตี Translation 5 pixels in x&y-axis

4.5 ผลการทดลอง

4.5.1 ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำ

หลังจากทำการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัลตามอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอไว้ข้างต้นแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการคำนวณค่า $PSNR$ ของภาพเพื่อนำมาทำการเปรียบกับค่า $PSNR$ ของภาพจากอัลกอริทึมที่นำเสนอโดย Cox et.al. [5] และอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [18]

ผู้วิจัยได้ทำการเขียนโปรแกรมจำลองการทำงานตามอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [18] เพื่อนำมาใช้ในการเปรียบเทียบผลของการทดลองกับวิธีการที่นำเสนอ โดยได้ทำการตรวจสอบความถูกต้องของอัลกอริทึมที่จำลองขึ้นจากการทดสอบการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลตามบทความซึ่งใช้ภาพมาตรฐานจากฐานข้อมูล The USC-SIPI Image database [2] ได้แก่ภาพ Barbara Baboon และภาพ Pepper ดังแสดงไว้ในรูปที่ 4.23 (ก), (ข) และ (ค) หลังจากทำการฝังสัญญาณลายน้ำแล้วผู้วิจัยได้ทำการคำนวณค่า $PSNR$ และค่า Mean absolute error (MAE) ตามสมการที่ (4.10) ดังนี้

$$MAE(w, w^*) = \frac{\sum_{i=0}^{L_w} \|w_i - w_i^*\|_1}{|w|} \quad (4.10)$$

ผลการเปรียบเทียบได้แสดงในตารางที่ 4.1 ซึ่งจะเห็นได้ว่าผลจากบทความและผลการจำลองอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [18] มีความใกล้เคียงกันซึ่งแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่ได้จำลองขึ้นตามบทความของ Saeed et.al. [18] มีความถูกต้อง โดยอัลกอริทึมดังกล่าวมีขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำและการกู้คืนสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึมดังนี้

ขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึม Saeed et.al. [18]

1. ทำการแปลง DWT บนภาพต้นฉบับเพื่อจะได้แบนด์ย่อย ๆ ออกมาสี่แบนด์ คือ LL1 HL1 LH1 และ HH1
2. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL1 และ LH1
3. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL12 LH12 HL22 และ LH22
4. ทำการแบ่งสัมประสิทธิ์ของแบนด์ HL13 LH13 HL23 และ LH23 ออกเป็นบล็อกขนาด 4×4
5. ทำการแปลง DCT บนทุกๆบล็อกขนาด 4×4
6. ทำการเรียงสับเปลี่ยนสัญญาณลายน้ำที่จะนำมาฝังบนภาพต้นฉบับด้วยอัลกอริทึม Arnold transform
7. ทำการเรียงสัญญาณลายน้ำที่ทำการเรียงสับเปลี่ยนแล้วให้อยู่ในรูปเวกเตอร์ 0 และ 1

8. สร้างลำดับสัญญาณสุ่ม Pseudo random sequence จากระยะสุ่ม จำนวน 2 ชุด ให้ลำดับชุดที่หนึ่งใช้ในการฝังสัญญาณลายน้ำบิตศูนย์ (PN_0) และอีกชุดหนึ่งใช้ฝังสัญญาณลายน้ำบิตหนึ่ง (PN_1) โดยที่จำนวนของลำดับสัญญาณสุ่มจะต้องเท่ากับจำนวนของสัมประสิทธิ์การแปลง DCT

9. ทำการฝังลำดับสัญญาณสุ่มทั้ง PN_0 และ PN_1 โดยใช้ค่าความถี่ของสัญญาณลายน้ำ (α) เท่ากับ 25 ลงในบล็อกของสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ขนาด 4×4 ที่ได้จากภาพต้นฉบับ ตามสมการที่ (4.6)

10. ทำการแปลงกลับ DCT (IDCT)

11. ทำการแปลงกลับ DWT (IDWT) ก็จะได้ภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำดิจิทัล

ขั้นตอนการกู้คืนสัญญาณลายน้ำของอัลกอริทึม Saeed et.al. [18]

1. นำสัญญาณภาพต้องสงสัยที่อาจมีสัญญาณลายน้ำมาทำการกรองด้วยฟิลเตอร์สองตัวคือ 3×3 spatial sharpening filter และ Laplacian of Gaussian filter

2. นำภาพที่ผ่านการกรองด้วยฟิลเตอร์ในขั้นตอนที่ 1 มาทำการแปลง DWT เพื่อจะได้แบนด์ย่อยๆ ออกมาสี่แบนด์ คือ LL1, HL1, LH1 และ HH1

3. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL1 และ LH1

4. ทำการแปลง DWT บนแบนด์ HL12 LH12, HL22 และ LH22

5. ทำการแบ่งสัมประสิทธิ์ของแบนด์ HL13 LH13 HL23 และ LH23 ออกเป็นบล็อกขนาด 4×4

6. ทำการแปลง DCT บนทุกๆบล็อกขนาด 4×4

7. ทำการสร้างลำดับสัญญาณสุ่มสองชุด (PN_0 และ PN_1) อันเดียวกันกับขั้นตอนการฝังสัญญาณลายน้ำ

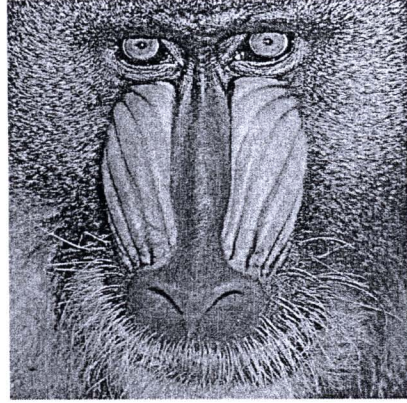
8. ทำการคำนวณค่า Correlation ระหว่างค่าของสัมประสิทธิ์การแปลง DCT ของบล็อกขนาด 4×4 ของภาพกับลำดับสัญญาณสุ่มทั้งสองชุด คือ PN_0 และ PN_1 ตามสมการที่ 4.7 ถ้าค่า Correlation ของภาพกับ PN_0 มีค่ามากกว่าค่า Correlation ของภาพกับ PN_1 แล้วสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 0 แต่ถ้าน้อยกว่าก็จะให้สัญญาณลายน้ำที่กู้คืนได้เป็นบิต 1

9. นำเวกเตอร์ของบิตลายน้ำที่กู้คืนได้ทำการเรียงสับเปลี่ยนด้วยอัลกอริทึม Arnold transform ก็จะได้ภาพสัญญาณลายน้ำกลับคืนมา

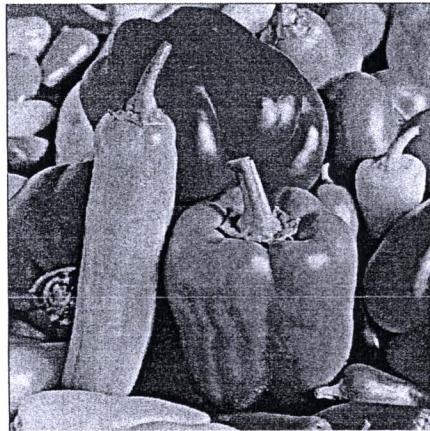
ผลการเปรียบเทียบแสดงในตารางที่ 4.2 ซึ่งจะเห็นได้ว่าได้ค่า PSNR ของวิธีการที่นำเสนอสูงกว่าวิธีการของ Cox et.al. [5] และ ของ Saeed et.al. [18]



(ก)



(ข)



(ค)



รูปที่ 4.23 ภาพ Barbara Baboon และ Pepper ที่ใช้ในการทดสอบอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [18]

ตารางที่ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบค่า *PSNR* และค่า *MAE* จากบทความของ Saeed et.al. [18] และของอัลกอริทึมที่ทำตามบทความ Saeed et.al. [18]

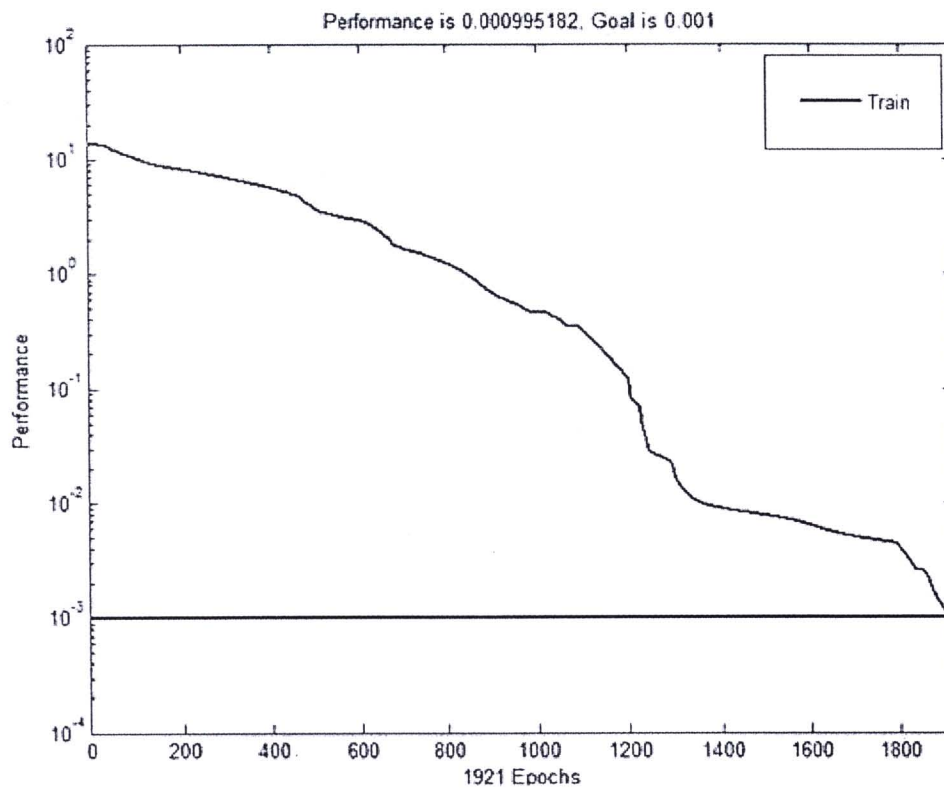
Image	<i>PSNR</i> (dB)		<i>MAE</i>	
	ผลจากบทความ[18]	ผลจากการจำลอง อัลกอริทึม Saeed et.al. [18]	ผลจากบทความ[18]	ผลจากการจำลอง อัลกอริทึม Saeed et.al. [18]
Barbara	37.88	36.72	0.0263	0.0176
Baboon	37.26	33.28	0.0322	0.0352
Peppers	37.45	37.29	0.0146	0.0039
ค่าเฉลี่ย	37.53	35.76	0.0243	0.0189

ตารางที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบค่า *PSNR* ของวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการของ Cox et.al. [5] และวิธีการของ Saeed et.al. [18]

Image	<i>PSNR</i> (dB) วิธีการที่นำเสนอ	<i>PSNR</i> (dB) วิธีการ Cox et.al. [5]	<i>PSNR</i> (dB) วิธีการ Saeed et.al. [18]
SEM_image1	36.08	36.05	34.77
SEM_image2	35.45	35.32	34.54
SEM_image3	33.06	32.34	34.26
SEM_image4	36.33	36.12	34.47
ค่าเฉลี่ย	35.23	34.9575	34.51

4.5.2 ผลการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม

หลังจากภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายนิ้วไปคำนวณค่าโมเมนต์ภาพของภาพแต่ละภาพตามสมการที่ (4.3), (4.4) และ (4.5) แล้วค่าดังกล่าวได้ถูกนำไปทำการฝึกสอนให้กับเครือข่ายประสาทเทียมซึ่งรูปกราฟแสดงค่าความผิดพลาดกำลังสอง (Mean square error) ของแต่ละรอบ (Epoch) ของการฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม ผลการฝึกสอนของเครือข่ายแสดงไว้ดังภาพรูปที่ 4.24 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าความผิดพลาดของเครือข่ายจะค่อย ๆ ลดต่ำลงจนจนมีค่าต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้คือค่า 0.001 แสดงให้เห็นได้ว่าเครือข่ายได้ทำการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของชุดข้อมูลว่าเป็นการโจมตีรูปแบบใด



รูปที่ 4.24 กราฟของการฝึกสอนของเครือข่ายประสาทเทียม

4.5.3 ผลการทดสอบความทนทานของสัญญาณลายนิ้ว

เพื่อที่จะทำการตรวจสอบว่าสัญญาณลายนิ้วมีความทนทานมากน้อยเพียงใดต่อการโจมตี ผู้วิจัยจึงได้ทำการโจมตีภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายนิ้ว โดยใช้วิธีการพื้นฐานต่าง ๆ เช่น การกรอง (Median filter) และการเพิ่มระดับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน (Gaussian noise) เป็นต้น

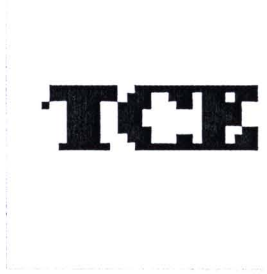
จากนั้นได้ทำการกู้คืนสัญญาณลายน้ำและทำการคำนวณค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพเปรียบเทียบกับของ Saeed et.al. [18] ผลการทดสอบดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 4.3-4.12 และค่าเฉลี่ยของค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพ แสดงไว้ดังตารางที่ 4.13 ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่า NC ที่ได้มีค่าสูงกว่าของ Saeed et.al. [18] ส่วนค่า BER ของภาพมีค่าที่ค่อนข้างต่ำกว่าของ Saeed et.al. [18] ซึ่งแสดงให้เห็นได้ว่าอัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่พัฒนาขึ้นนี้มีความทนทานต่อการโจมตีแบบพื้นฐาน ต่างๆ นอกจากนี้ยังแสดงภาพ Logo ที่กู้คืนมาได้หลังจากผ่านการโจมตีต่าง ๆ ตามตารางที่ 4.3 ของอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [18] แสดงไว้ในรูปที่ 4.25

ตารางที่ 4.3 ค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	NC	BER (%)	NC	BER (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.37 %	0.85	51.27 %
Gaussian Noise	0.97	2.92 %	1	0.00 %
Low pass Filter 3×3	0.95	5.17 %	0.71	73.73 %
JPEG 10%	0.95	4.98 %	0.89	48.63 %
JPEG 25%	0.96	3.32 %	0.95	30.77 %
JPEG 50%	0.98	1.66 %	0.99	4.30 %
JPEG 75%	1.00	0.00 %	1	0.19 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.10 %



(ก) Median Filter



(ข) Gaussian Noise



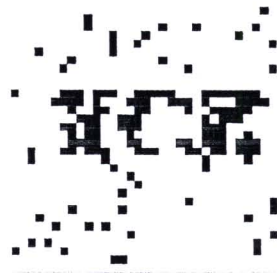
(ค) Low pass Filter



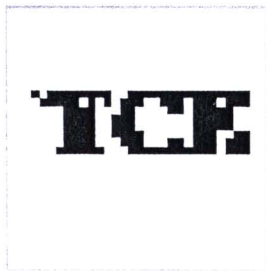
(ง) JPEG 10%



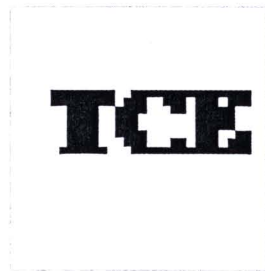
(จ) JPEG 25%



(ฉ) JPEG 50%



(ช) JPEG 90%



(ซ) JPEG 100%

รูปที่ 4.25 ภาพ Logo ที่กู้คืนมาได้หลังจากผ่านการโจมตีต่าง ๆ ของอัลกอริทึมของ Saeed et.al. [18]

ตารางที่ 4.4 ค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM_image2 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	NC	BER (%)	NC	BER (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.46 %	0.88	45.80 %
Gaussian Noise	0.97	3.12 %	1	0.09 %
Low pass Filter 3×3	0.97	5.46 %	0.70	73.92 %
JPEG 10%	0.95	5.17 %	0.89	47.75 %
JPEG 25%	0.98	2.53 %	0.96	20.50 %
JPEG 50%	1.00	0.78 %	0.99	4.68 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	1	0.39 %
JPEG 90%	1.00	0.09 %	1	0.09 %

ตารางที่ 4.5 ค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM_image3 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	NC	BER (%)	NC	BER (%)
Median Filter 3×3	0.96	3.80 %	0.86	49.80 %
Gaussian Noise	0.98	2.30 %	1	0.39 %
Low pass Filter 3×3	0.95	5.46 %	0.72	71.28 %
JPEG 10%	0.95	4.25 %	0.90	45.31 %
JPEG 25%	0.96	1.9 %	0.97	16.60 %
JPEG 50%	1.00	0.49 %	0.99	5.76 %
JPEG 75%	1.00	0.10 %	1	1.17 %
JPEG 90%	1.00	0.42 %	1	0.29 %

ตารางที่ 4.6 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image4 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐำนแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.95 %	0.89	45.89 %
Gaussian Noise	0.98	2.34 %	1	0.48 %
Low pass Filter 3×3	0.94	6.15 %	0.87	46.09 %
JPEG 10%	0.94	6.15 %	0.89	43.06 %
JPEG 25%	0.96	3.61 %	0.93	32.42 %
JPEG 50%	0.98	1.66 %	0.96	9.37 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	0.99	2.14 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.39 %

ตารางที่ 4.7 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image5 เมื่อผ่านการโหม้ดีพื้นฐำนแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโหม้ดี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.96	3.22 %	0.90	43.75 %
Gaussian Noise	0.98	3.41 %	1	2.44 %
Low pass Filter 3×3	0.95	6.15 %	0.78	62.01 %
JPEG 10%	0.95	7.32 %	0.89	45.21 %
JPEG 25%	0.96	4.68 %	0.94	27.34 %
JPEG 50%	1.00	1.66 %	0.96	13.57 %
JPEG 75%	1.00	1.36 %	0.99	4.00 %
JPEG 90%	1.00	0.78 %	1	1.46 %

ตารางที่ 4.8 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image6 เมื่อผ่านการ โจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.98	1.46 %	0.91	37.30 %
Gaussian Noise	0.97	2.44 %	1	0.68 %
Low pass Filter 3×3	0.96	5.37 %	0.80	58.78 %
JPEG 10%	0.94	5.27 %	0.88	45.70 %
JPEG 25%	0.97	2.73 %	0.92	31.34 %
JPEG 50%	0.99	0.68 %	0.96	7.51 %
JPEG 75%	1.00	0.00 %	0.99	1.26 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.29 %

ตารางที่ 4.9 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image7 เมื่อผ่านการ โจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.96	3.81 %	0.88	47.85 %
Gaussian Noise	0.98	2.54 %	0.99	3.61 %
Low pass Filter 3×3	0.94	6.64 %	0.79	61.42 %
JPEG 10%	0.95	6.44 %	0.89	41.30 %
JPEG 25%	0.96	4.49 %	0.94	29.19 %
JPEG 50%	1.00	0.78 %	0.97	13.37 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	0.99	5.37 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	0.99	3.51 %

ตารางที่ 4.10 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image8 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.97	2.93 %	0.86	47.26 %
Gaussian Noise	0.97	2.73 %	1	0.58 %
Low pass Filter 3×3	0.96	5.37 %	0.78	61.52 %
JPEG 10%	0.93	6.64 %	0.87	45.31 %
JPEG 25%	0.97	3.12 %	0.94	26.66 %
JPEG 50%	0.98	1.95 %	0.96	13.08 %
JPEG 75%	1.00	0.09 %	0.99	3.12 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.39 %

ตารางที่ 4.11 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image9 เมื่อผ่านการโจมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Median Filter 3×3	0.97	3.22 %	0.81	58.69 %
Gaussian Noise	0.96	3.90 %	1	0.00 %
Low pass Filter 3×3	0.90	12.01 %	0.81	54.78 %
JPEG 10%	0.94	10.25 %	0.87	32.42 %
JPEG 25%	0.93	6.44 %	0.90	34.76 %
JPEG 50%	0.96	3.90 %	0.96	7.81 %
JPEG 75%	1.00	0.19 %	0.99	0.39 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.00%

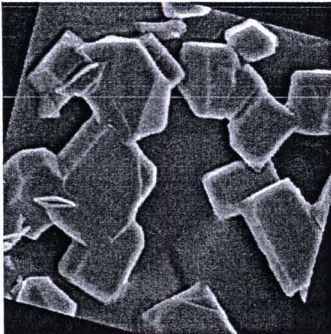
ตารางที่ 4.12 ค่า NC และค่า BER ของภาพ SEM_image10 เมื่อผ่านการโคมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการ โคมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	NC	BER (%)	NC	BER (%)
Median Filter 3×3	0.97	3.12 %	0.85	50.19 %
Gaussian Noise	0.97	3.02 %	1	1.46 %
Low pass Filter 3×3	0.94	7.51 %	0.79	58.69 %
JPEG 10%	0.95	4.88 %	0.87	43.94 %
JPEG 25%	0.95	4.88 %	0.92	34.96 %
JPEG 50%	0.99	0.97 %	0.96	9.96 %
JPEG 75%	1.00	0.00 %	0.99	2.73 %
JPEG 90%	1.00	0.00 %	1	0.78 %

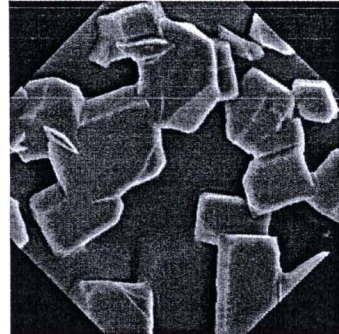
ตารางที่ 4.13 ค่าเฉลี่ยค่า NC และ BER ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพเมื่อผ่านการโคมตีพื้นฐานแบบต่าง ๆ ของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการ โคมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	NC	BER (%)	NC	BER (%)
Median Filter 3×3	0.970	2.634 %	0.869	47.775 %
Gaussian Noise	0.970	2.872 %	0.999	0.973 %
Low pass Filter 3×3	0.946	6.529 %	0.775	62.222 %
JPEG 10%	0.945	6.135 %	0.884	43.863 %
JPEG 25%	0.960	3.770 %	0.937	28.450 %
JPEG 50%	0.988	1.453 %	0.970	8.641 %
JPEG 75%	1.000	0.201 %	0.993	2.076 %
JPEG 90%	1.000	0.129 %	0.999	0.73 %
ค่าเฉลี่ย	0.972	2.965 %	0.928	24.341%

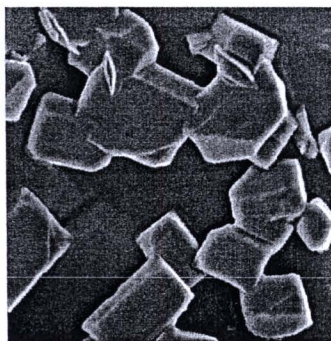
นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้ทดสอบความทนทานของลายน้ำดิจิทัลต่อการโจมตีจากการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เช่น การหมุน การเลื่อนพิกัด และการย่อขยาย ตัวอย่างของการโจมตีภาพจากการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของภาพ SEM_image1 แสดงไว้ในรูปที่ 4.26 โดยก่อนที่จะทำการกู้คืนสัญญาณลายน้ำจากภาพที่ถูกดัดแปลงเชิงเรขาคณิตนั้น ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้รูปแบบของภาพจากการโจมตี เพื่อทำการแก้ไขรูปแบบการจัดวางตัวของภาพทำให้สามารถกู้คืนสัญญาณลายน้ำได้อย่างถูกต้อง โดยภาพตัวอย่างสัญญาณลายน้ำที่สามารถกู้คืนกลับมาได้หลังจากการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตต่อภาพ SEM_image1 แสดงไว้ในรูปที่ 4.27 ผลการคำนวณหาค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพแต่ละภาพจากการโจมตีดังกล่าวแสดงไว้ในตารางที่ 4.14-4.23 ค่าเฉลี่ยค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพที่ถูกโจมตีด้วยวิธีการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตแสดงไว้ในตารางที่ 4.24



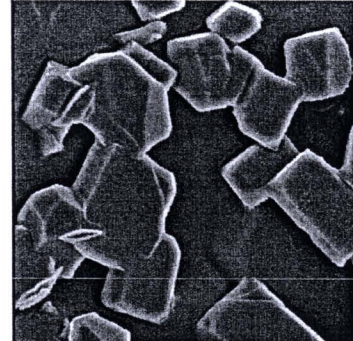
(ก)



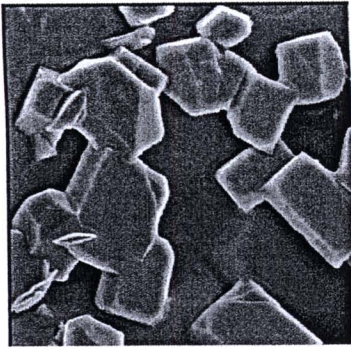
(ข)



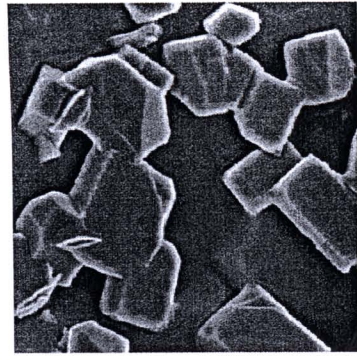
(ค)



(ง)

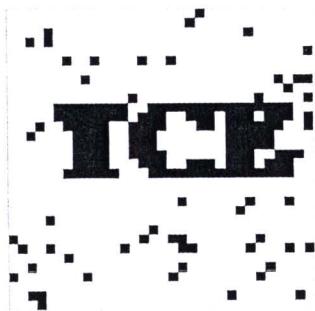


(จ)

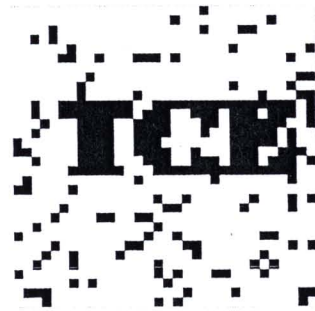


(ข)

รูปที่ 4.26 ภาพผลลัพธ์จากการโจมตีแบบต่าง ๆ ต่อภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัล SEM_image1 (ก) การหมุน -15 องศา (ข) การหมุน -45 องศา (ค) การหมุน -90 องศา (ง) การเลื่อนทางพิกัดแกน x 5 พิกเซล (จ) การเลื่อนทางพิกัดแกน x และแกน y 5 พิกเซล (ฉ) การย่อ-ขยายภาพ 50 %



(ก)



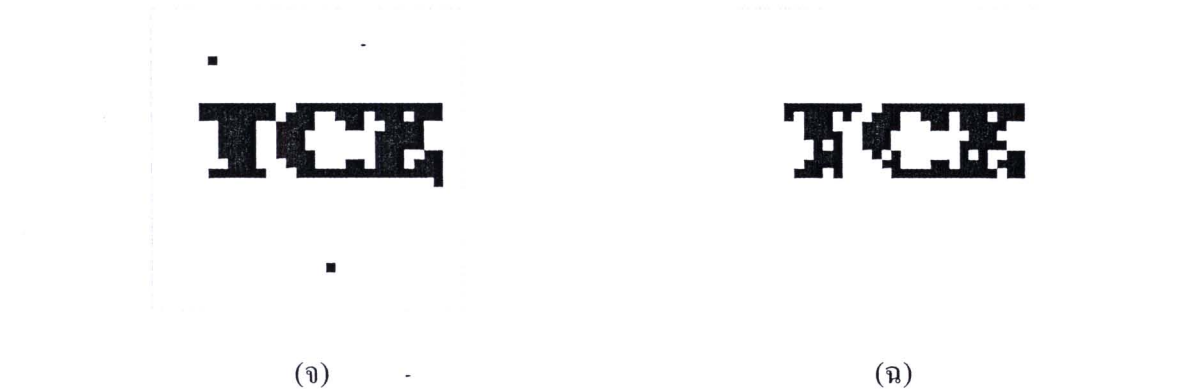
(ข)



(ค)



(ง)



รูปที่ 4.27 สัญญาณลายน้ำที่สามารถกู้คืนมาได้จากการโจมตีแบบต่าง ๆ ของภาพ SEM_image1 (ก) การหมุน -15 องศา (ข) การหมุน -45 องศา (ค) การหมุน -90 องศา (ง) การเลื่อนทางพิกัดแกน x 5 พิกเซล (จ) การเลื่อนทางพิกัดแกน x และแกน y 5 พิกเซล (ฉ) การย่อ-ขยายภาพ 50 %

ตารางที่ 4.14 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image1 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998866	1.269 %	0.86	51.17 %
Rotation +1	0.998857	1.953 %	0.87	51.07 %
Rotation -15	0.982710	5.761 %	0.87	47.66 %
Rotation +15	0.982952	6.933 %	0.87	45.12 %
Rotation -30	0.982632	8.984 %	0.85	50.09 %
Rotation +30	0.979525	12.597 %	0.85	50.09 %
Rotation -45	0.975175	11.425 %	0.86	48.53 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.86	50.48 %
Scaling 50%	0.981319	1.660 %	0.85	49.47 %
Scaling 150%	1.000000	0.000 %	0.86	50.73%

Scaling 200%	1.000000	0.000 %	0.85	49.89%
Scaling 250%	1.000000	0.000 %	0.86	49.75%
Scaling 300%	1.000000	0.000 %	0.86	49.24%
Translation 5 pixels in x-axis	0.998880	0.195 %	0.85	50.23%
Translation 5 pixels in y-axis	0.998879	0.292 %	0.84	50.64%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.997758	0.488 %	0.85	50.35%

ตารางที่ 4.15 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image2 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.986783	3.515 %	0.86	50.78 %
Rotation +1	0.989243	2.148 %	0.86	51.46 %
Rotation -15	0.972543	12.695 %	0.87	50.78 %
Rotation +15	0.984963	9.082 %	0.86	46.87%
Rotation -30	0.963452	15.039 %	0.86	46.28 %
Rotation +30	0.981243	12.402 %	0.87	45.89 %
Rotation -45	0.969523	14.160 %	0.87	44.72 %
Rotation -90	1.000000	0.097 %	0.87	47.16 %
Scaling 50%	0.983462	1.562 %	0.85	49.00 %
Scaling 150%	1.000000	0.097 %	0.86	50.35%

Scaling 200%	1.000000	0.097 %	0.85	49.35%
Scaling 250%	1.000000	0.097 %	0.85	49.75%
Scaling 300%	1.000000	0.097 %	0.86	50.07%
Translation 5 pixels in x-axis	0.998875	0.585 %	0.86	50.33%
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.585 %	0.85	49.14%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.998869	1.074 %	0.85	50.96%

ตารางที่ 4.16 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image3 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.951962	7.421 %	0.87	47.36 %
Rotation +1	0.925736	9.082 %	0.87	47.85 %
Rotation -15	0.900542	13.867 %	0.87	49.12 %
Rotation +15	0.899953	15.332 %	0.86	48.14 %
Rotation -30	0.875757	17.382 %	0.86	46.48 %
Rotation +30	0.868093	18.164 %	0.87	45.99 %
Rotation -45	0.858942	18.652 %	0.87	46.97 %
Rotation -90	0.955873	6.054%	0.87	49.80 %
Scaling 50%	0.968531	8.691 %	0.85	49.47 %
Scaling 150%	0.958473	5.957 %	0.86	50.73%

Scaling 200%	0.955873	6.054 %	0.85	50.64%
Scaling 250%	0.955873	6.054 %	0.86	49.06%
Scaling 300%	0.955873	6.054 %	0.85	49.28%
Translation 5 pixels in x-axis	0.866290	21.875 %	0.85	50.69%
Translation 5 pixels in y-axis	0.866541	21.582 %	0.86	50.23%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.866541	21.582 %	0.86	50.11%

ตารางที่ 4.17 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image4 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.997725	1.757 %	0.86	49.31 %
Rotation +1	0.997753	0.683 %	0.87	48.04 %
Rotation -15	0.996893	4.882 %	0.87	47.26 %
Rotation +15	0.998241	1.855 %	0.87	49.51 %
Rotation -30	0.997218	5.664 %	0.86	49.51 %
Rotation +30	0.998836	3.515 %	0.87	46.87 %
Rotation -45	0.997843	4.394 %	0.84	47.85 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	47.26 %
Scaling 50%	0.966450	3.027 %	0.86	50.56 %
Scaling 150%	0.998881	0.097 %	0.87	50.75%

Scaling 200%	0.998881	0.097 %	0.87	50.67%
Scaling 250%	0.998881	0.097 %	0.86	50.89%
Scaling 300%	0.998881	0.097 %	0.86	51.03%
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.195 %	0.86	49.46%
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.097 %	0.85	49.56%
Translation 5 pixels in x&y-axis	1.000000	0.292 %	0.85	49.41%

ตารางที่ 4.18 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image5 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998857	1.953 %	0.87	48.24 %
Rotation +1	0.997704	2.539 %	0.87	48.53 %
Rotation -15	0.997154	5.468 %	0.87	49.12 %
Rotation +15	0.986785	7.031 %	0.86	50.58 %
Rotation -30	0.989576	7.226 %	0.86	49.31 %
Rotation +30	0.979623	9.472 %	0.85	48.63%
Rotation -45	0.979989	8.789 %	0.87	43.35 %
Rotation -90	1.00000	0.039 %	0.86	48.92 %
Scaling 50%	0.954984	4.296 %	0.86	49.67%
Scaling 150%	1.000000	0.390 %	0.86	47.58%

Scaling 200%	1.000000	0.390 %	0.86	46.49%
Scaling 250%	1.000000	0.390 %	0.87	47.22%
Scaling 300%	1.000000	0.390 %	0.87	44.03%
Translation 5 pixels in x-axis	0.998871	0.878 %	0.85	48.49%
Translation 5 pixels in y-axis	0.996629	0.878 %	0.86	48.99%
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.995490	1.367 %	0.86	47.25%

ตารางที่ 4.19 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image6 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998358	1.074 %	0.86	50.09 %
Rotation +1	0.991873	3.027 %	0.86	50.58 %
Rotation -15	0.986347	8.007 %	0.87	49.51 %
Rotation +15	0.981425	11.328%	0.87	49.60 %
Rotation -30	0.972758	16.796 %	0.87	48.14 %
Rotation +30	0.969746	15.820 %	0.86	47.85 %
Rotation -45	0.961432	18.652 %	0.86	46.77 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	49.41 %
Scaling 50%	0.973828	2.343 %	0.87	49.12 %
Scaling 150%	1.000000	0.000 %	0.86	49.53 %

Scaling 200%	1.000000	0.000 %	0.86	50.31 %
Scaling 250%	1.000000	0.000 %	0.85	49.63 %
Scaling 300%	1.000000	0.000 %	0.87	49.35 %
Translation 5 pixels in x-axis	0.998879	0.292 %	0.86	49.52 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.997758	0.488 %	0.86	49.55 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.996633	0.781 %	0.86	50.88 %

ตารางที่ 4.20 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image7 เมื่อผ่านการ โจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.995501	1.171 %	0.87	49.41 %
Rotation +1	0.995470	1.757 %	0.87	50.87 %
Rotation -15	0.997585	6.738 %	0.88	47.36 %
Rotation +15	0.996333	7.910 %	0.87	46.28 %
Rotation -30	0.997487	9.863 %	0.87	49.02 %
Rotation +30	0.996183	11.035 %	0.87	46.97 %
Rotation -45	0.996164	11.425 %	0.86	42.87 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	50.68 %
Scaling 50%	0.950959	4.589 %	0.87	48.52 %
Scaling 150%	0.996652	0.292 %	0.87	49.67 %

Scaling 200%	0.995541	0.390 %	0.87	50.45 %
Scaling 250%	0.995541	0.390 %	0.86	49.93 %
Scaling 300%	0.995541	0.390 %	0.87	49.85 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.195 %	0.87	49.22 %
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.488 %	0.87	49.48 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	1.000000	0.683%	0.87	49.34 %

ตารางที่ 4.21 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image8 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.996508	3.906 %	0.88	48.73 %
Rotation +1	0.996587	1.953 %	0.87	50.09 %
Rotation -15	0.998674	13.769 %	0.85	51.17 %
Rotation +15	0.999897	9.863 %	0.86	49.21 %
Rotation -30	0.953089	18.554 %	0.86	46.58 %
Rotation +30	0.960375	16.796 %	0.87	46.38 %
Rotation -45	0.948620	20.410 %	0.87	47.07 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.86	50.00 %
Scaling 50%	0.964363	3.222 %	0.86	50.56 %
Scaling 150%	0.998881	0.097 %	0.87	50.75 %

Scaling 200%	0.998881	0.097 %	0.85	52.67 %
Scaling 250%	0.998881	0.097 %	0.86	50.43 %
Scaling 300%	0.998881	0.097 %	0.86	49.57 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.292 %	0.86	49.39 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.996633	0.781 %	0.87	49.67 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.996622	1.074 %	0.86	50.31 %

ตารางที่ 4.22 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image9 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการ โจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.997688	3.125 %	0.86	50.58 %
Rotation +1	0.996548	2.929 %	0.87	49.70 %
Rotation -15	0.998728	10.644 %	0.88	46.48 %
Rotation +15	0.998733	10.351 %	0.88	47.46 %
Rotation -30	0.998656	14.746 %	0.86	47.36 %
Rotation +30	0.998652	14.941 %	0.86	49.12 %
Rotation -45	0.997907	16.406 %	0.86	46.28 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.87	46.57 %
Scaling 50%	0.961249	3.515 %	0.86	50.53 %
Scaling 150%	0.998881	0.097 %	0.87	50.25 %

Scaling 200%	0.998881	0.097 %	0.87	50.65 %
Scaling 250%	0.998881	0.097 %	0.86	50.49 %
Scaling 300%	0.998881	0.097 %	0.86	48.55 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.000 %	0.86	49.34 %
Translation 5 pixels in y-axis	1.000000	0.000 %	0.85	49.56 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	1.000000	0.000 %	0.85	49.41 %

ตารางที่ 4.23 ค่า *NC* และค่า *BER* ของภาพ SEM_image10 เมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการของ Saeed et.al. [18]

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.998856	2.050 %	0.87	48.92 %
Rotation +1	0.998844	2.929 %	0.87	49.31 %
Rotation -15	0.998901	8.203 %	0.86	48.92 %
Rotation +15	0.998793	10.449 %	0.89	46.87 %
Rotation -30	0.998609	11.718 %	0.86	46.87 %
Rotation +30	0.998182	14.648 %	0.86	46.67 %
Rotation -45	0.998302	14.160 %	0.85	47.46 %
Rotation -90	1.000000	0.000 %	0.88	48.33 %
Scaling 50%	0.965405	3.125 %	0.86	50.96 %
Scaling 150%	1.000000	0.000 %	0.86	50.54 %

Scaling 200%	1.000000	0.000 %	0.86	50.35 %
Scaling 250%	1.000000	0.000 %	0.86	50.44 %
Scaling 300%	1.000000	0.000 %	0.86	50.11 %
Translation 5 pixels in x-axis	1.000000	0.488 %	0.87	49.45 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.998879	0.292 %	0.86	49.67 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.998873	0.781 %	0.86	49.35 %

ตารางที่ 4.24 ค่าเฉลี่ยค่า *NC* และ *BER* ของภาพ SEM ทั้ง 10 ภาพของวิธีการที่นำเสนอเมื่อผ่านการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตและวิธีการของ Saeed et.al. [18] โดยคำนวณค่าเฉลี่ยจากผลการทดลองในตารางที่ 4.14 – 4.23

วิธีการโจมตี	วิธีการที่นำเสนอ		วิธีการ Saeed et.al. [18]	
	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)	<i>NC</i>	<i>BER</i> (%)
Rotation -1	0.992110	2.724 %	0.86	50.42 %
Rotation +1	0.988861	2.900%	0.87	50.09 %
Rotation -15	0.983007	9.003 %	0.87	48.40 %
Rotation +15	0.982807	9.013 %	0.86	47.26 %
Rotation -30	0.972923	12.597 %	0.86	48.62 %
Rotation +30	0.973045	12.935 %	0.86	47.61 %
Rotation -45	0.968389	13.847 %	0.86	48.36 %
Rotation -90	0.995587	0.619 %	0.87	48.16 %
Scaling 50%	0.967055	3.603 %	0.85	49.67 %

Scaling 150%	0.995176	0.702 %	0.86	50.61 %
Scaling 200%	0.994805	0.722 %	0.86	49.98 %
Scaling 250%	0.994805	0.722 %	0.86	50.13 %
Scaling 300%	0.994805	0.722 %	0.86	50.11 %
Translation 5 pixels in x-axis	0.986179	2.499 %	0.86	50.00 %
Translation 5 pixels in y-axis	0.985531	2.548 %	0.85	49.88 %
Translation 5 pixels in x&y-axis	0.985078	2.812 %	0.85	50.24 %
ค่าเฉลี่ย	0.985010	4.874 %	0.86	49.35 %

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองในตารางที่ 4.3 ถึง 4.24 พบว่าวิธีการที่นำเสนอมีค่า NC ที่สูงกว่าวิธีการของ Saeed et.al. [18] และยังมีค่าความผิดพลาดของบิต (BER) ที่ต่ำกว่าวิธีการของ Saeed et.al. [18] ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิตอลของวิธีการที่นำเสนอมีความทนทานต่อการคัดแปลงเชิงเรขาคณิตเป็นอย่างดีและมีความทนทานมากกว่าวิธีของ Saeed et.al. [18]

4.6 สรุป

ในบทนี้ได้นำเสนออัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่ได้พัฒนาขึ้นจากอัลกอริทึมก่อนหน้านี้ เพื่อแก้ปัญหาความไม่ทนทานของสัญญาณลายน้ำต่อการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต ผู้วิจัยได้นำเอาเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้แก้ไขปัญหา ด้วยการให้เครือข่ายประสาทเทียมจดจำรูปแบบการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิตแบบต่าง ๆ ทำให้ทราบรูปแบบของการโจมตี และสามารถแก้ไขและกู้คืนสัญญาณลายน้ำกลับมาได้

ผลการทดสอบคุณภาพของภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำของภาพ SEM ที่แตกต่างกันทั้ง 10 ภาพ อัลกอริทึมที่นำเสนอสามารถเพิ่มค่า $PSNR$ ให้สูงขึ้นและสูงกว่างานวิจัยของ Cox et.al. [1] และ Saeed et.al. [18] ซึ่งแสดงว่าภาพที่ฝังสัญญาณลายน้ำแล้วมีความผิดเพี้ยนจากภาพต้นฉบับไม่มากจนที่สายตามนุษย์สามารถสังเกตเห็นได้

นอกจากนี้ผู้วิจัยยังทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำ โดยได้ทำการโจมตีภาพที่ผ่านการฝังสัญญาณลายน้ำ โดยใช้วิธีการพื้นฐานต่าง ๆ เช่น การกรองและการเพิ่มระดับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน เป็นต้น หลังจากทำการโจมตีด้วยวิธีการข้างต้นแล้วทำการกู้คืนสัญญาณลายน้ำและคำนวณค่า NC และ BER ซึ่งค่าทั้งสองที่ได้คือ ได้ค่า NC ที่สูงกว่างานวิจัยที่นำมาเปรียบและค่า BER มีค่าที่ต่ำกว่างานที่นำมาเปรียบเทียบ แสดงให้เห็นว่าสัญญาณลายน้ำมีความทนทานต่อการถูกโจมตีด้วยวิธีการพื้นฐานต่าง ๆ ซึ่งสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนมาได้มีความถูกต้องและใกล้เคียงกับสัญญาณลายน้ำต้นฉบับ

การทดสอบความทนทานของสัญญาณลายน้ำต่อการโจมตีด้วยการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต เช่น การหมุน การเลื่อนพิกัด เป็นต้น ซึ่งพบว่าวิธีการที่นำเสนอให้ค่า NC ที่มีค่าสูงและค่า BER ของสัญญาณลายน้ำที่กู้คืนมาได้ที่มีค่าต่ำ แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมการทำภาพพิมพ์ลายน้ำดิจิทัลที่นำเสนอมีความทนทานต่อการโจมตีพื้นฐานและการโจมตีจากการดัดแปลงเชิงเรขาคณิต