

บทที่ 3

การตรวจสอบข้อบกพร่องบนภาพถ่ายพื้นผิวที่มีลวดลายด้วยแบบจำลองทางสถิติ

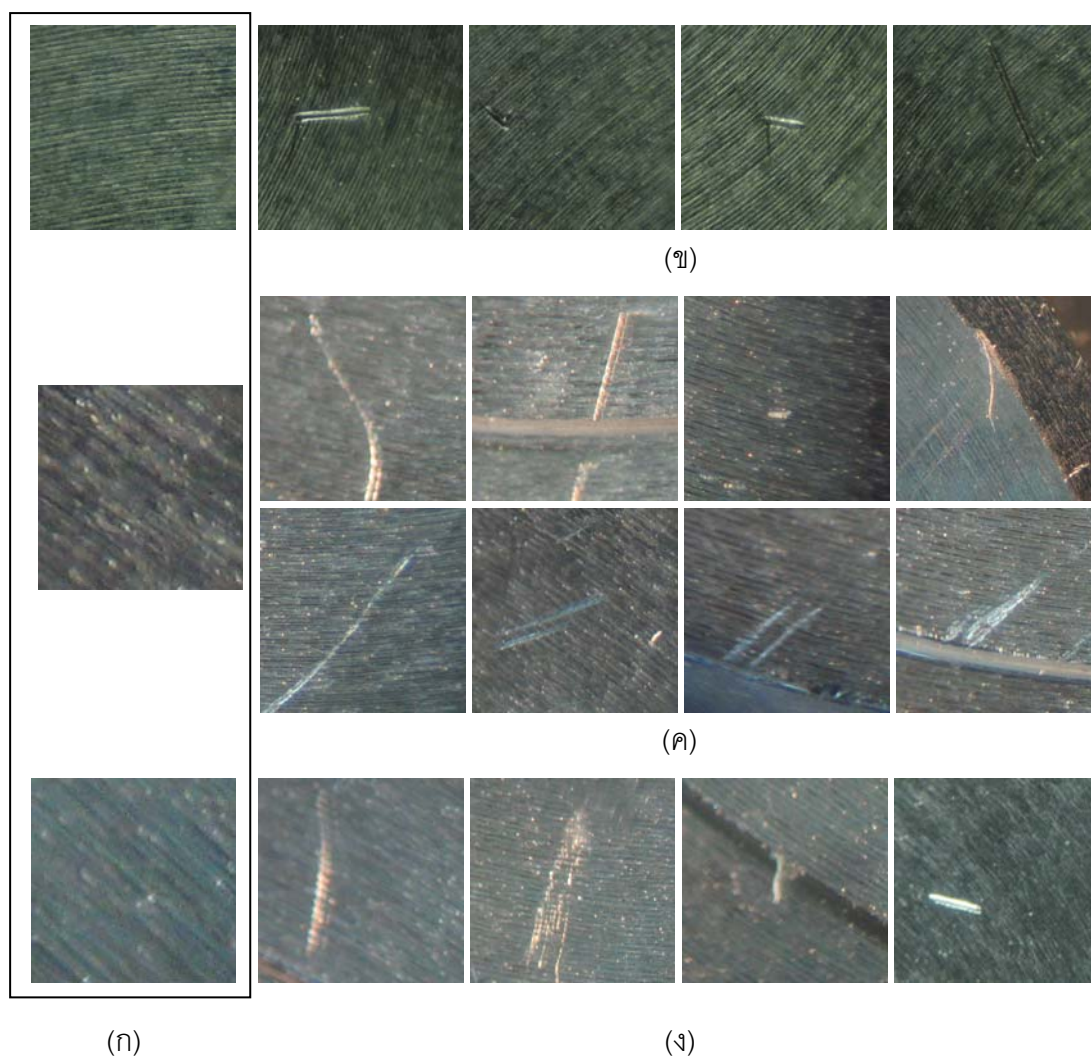
ปัญหาของการตรวจสอบข้อบกพร่องบนภาพถ่ายของพื้นผิวที่มีลวดลาย คือ ลวดลายที่ซับซ้อน มีความเข้มไม่สม่ำเสมอ ซึ่งจะทำให้การตรวจสอบภาพถ่ายของพื้นผิวที่มีลวดลายเกิดความผิดพลาดได้เนื่องจากตำหนิบางตำหนิมีลักษณะใกล้เคียงกับลวดลายของภาพถ่าย ซึ่งถ้ามองผ่าน ๆ ก็ไม่สามารถมองเห็นได้ งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นหาวิธีการตรวจสอบภาพถ่ายของพื้นผิวที่มีลวดลายที่มีประสิทธิภาพเพื่อที่จะแก้ไขปัญหาดังกล่าว ซึ่งวิธีการทำวิจัยนี้จะเป็นการทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคที่นำเสนอทางด้านการประมวลผลภาพ โดยงานวิจัยนี้จะเน้นกระบวนการจำลองภาพถ่ายของพื้นผิวที่มีลวดลายแบบสีเทา (gray scale) ด้วยวิธีการทางสถิติแบบตัวแปรเดียวและสถิติแบบหลายตัวแปร ได้แก่ การแจกแจงแบบเกาส์เซียน การแจกแจงแบบเกาส์เซียนทั่ว ๆ ไป การแจกแจงแบบแอลฟาสเตเบิลที่สมมาตร โดยวัดระยะความแตกต่างระหว่างสองแบบจำลองทางสถิติ ด้วย Kullback-Leibler distance (KLD) โดยมีวิธีการทำวิจัยแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ปัญหาของการทำวิจัย และขั้นตอนในการทำวิจัย

3.1 ภาพถ่ายที่ใช้ในการทำวิจัย

ภาพถ่ายที่ใช้ในการทำวิจัยนี้ ได้มาจากการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการตรวจสอบหาข้อบกพร่องของพื้นผิวชิ้นงาน โดยแบ่งเป็นสองกลุ่มใหญ่ คือ ภาพถ่ายของพื้นผิวโลหะจำนวน 20 ภาพ และภาพถ่ายของพื้นผิวเนื้อผ้าจำนวน 40 ภาพ รวมทั้งสองกลุ่ม 60 ภาพ

3.1.1 ภาพถ่ายของพื้นผิวโลหะ (Metallic image)

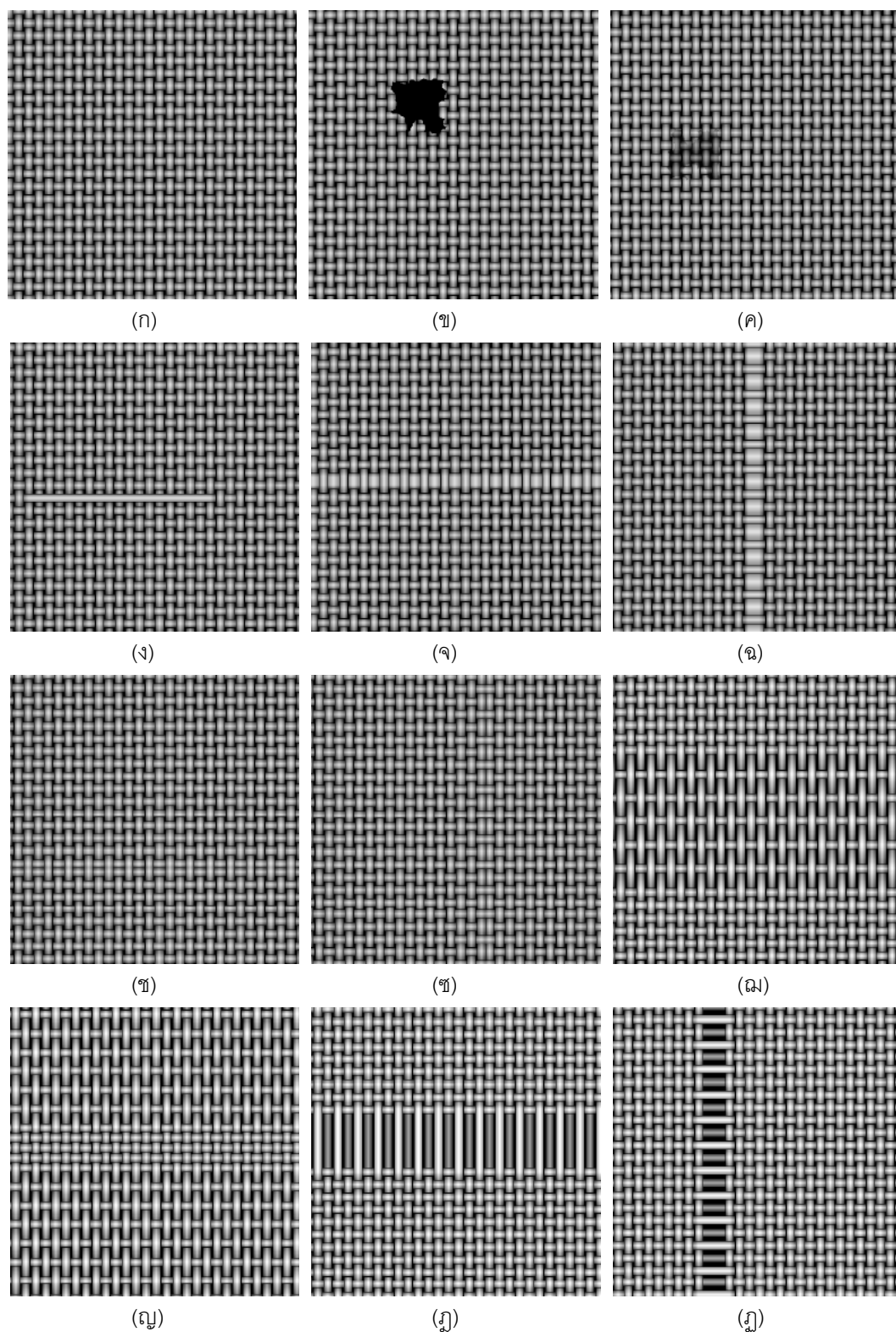
ภาพถ่ายของพื้นผิวโลหะนี้เป็นภาพถ่ายพื้นผิวฐานฮาร์ดไดรฟ์ที่ได้มาจาก นายชัยพฤกษ์ แก้วเขียว ในวิทยานิพนธ์เรื่อง “การตรวจสอบข้อบกพร่องบนพื้นผิวฐานฮาร์ดไดรฟ์โดยใช้การประมวลผลภาพแบบดิจิทัล” [5] เพื่อตรวจสอบรอยร้าวที่เกิดจากการผลิตฐานฮาร์ดไดรฟ์ ก่อนที่จะนำไปทำการประกอบฮาร์ดไดรฟ์ ซึ่งถ้าประกอบฮาร์ดไดรฟ์โดยใช้ตัวฐานฮาร์ดไดรฟ์ที่มีตำหนิจะทำให้การอ่านเขียนข้อมูลผิดพลาดได้ ภาพถ่ายของพื้นผิวฐานฮาร์ดไดรฟ์มีขนาด 400x400 พิกเซล ลวดลายของภาพถ่ายมีความซับซ้อนและมีความเข้มไม่สม่ำเสมอ สำหรับตำหนิของภาพถ่ายเกิดจากรอยขีดข่วน ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างภาพถ่ายของพื้นผิวโลหะที่ใช้ในการตรวจสอบ
(ก) ภาพถ่ายพื้นผิวโลหะอ้างอิง (ข)-(ง) ภาพถ่ายของพื้นผิวโลหะที่มีตำหนิ

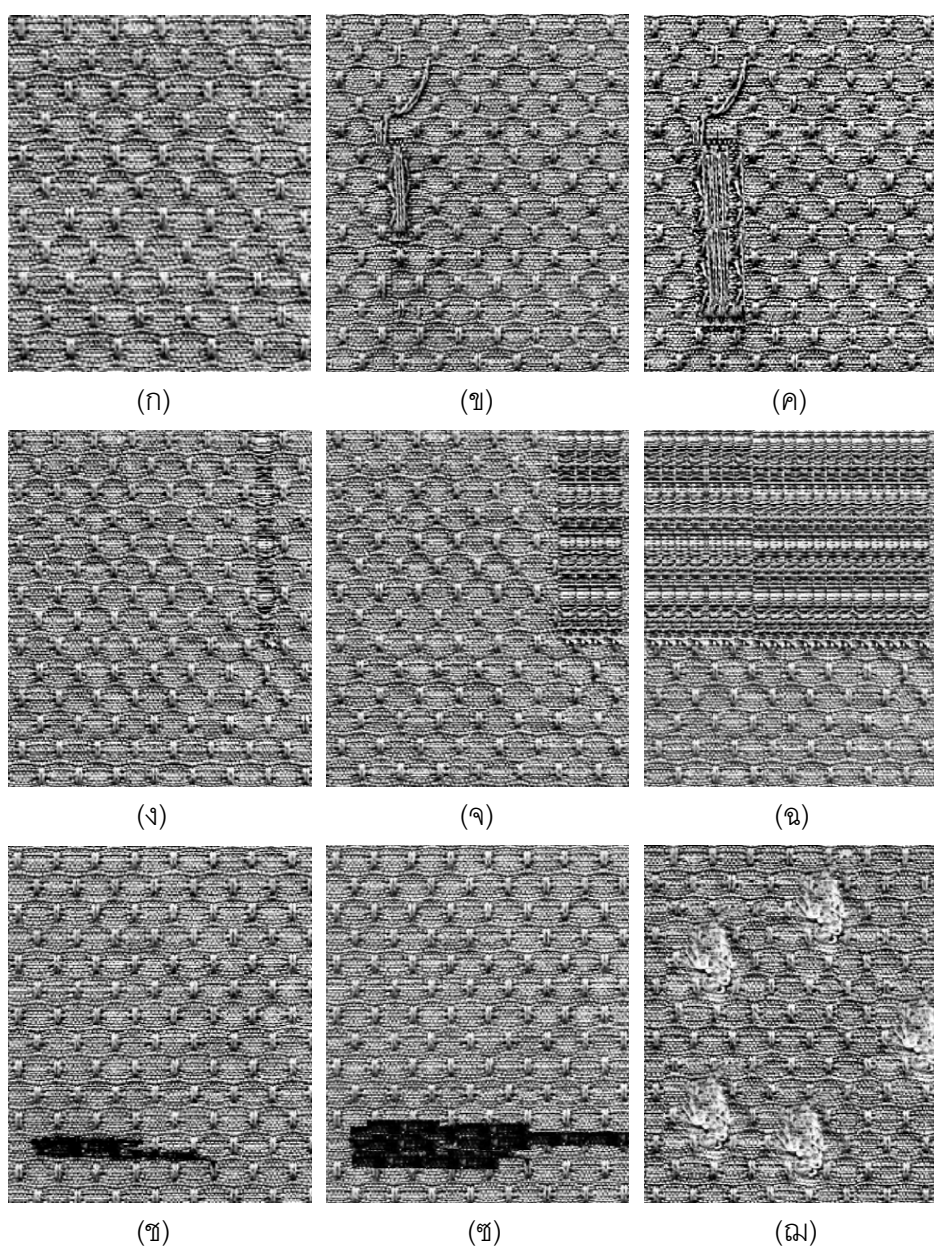
3.1.2 ภาพถ่ายของพื้นผิวผ้า (Fabric image)

ภาพถ่ายของพื้นผิวผ้าที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีสองกลุ่มโดยกลุ่มที่หนึ่งเป็นภาพถ่ายลายทอผ้าที่ถูกสร้างขึ้นจากคอมพิวเตอร์ ซึ่งได้ภาพถ่ายมาจากการวิจัยเรื่อง “Simulation and Recognition of Common Fabric Defects” [2] ภาพถ่ายลายเนื้อผ้ามีขนาด 256x256 พิกเซล ภาพถ่ายของพื้นผิวผ้านี้มีลักษณะ ที่มีลวดลายที่สม่ำเสมอ ตำหนิถูกแบ่งเป็น 2 ประเภท คือ ตำหนิที่มีทิศทางอิสระ เช่น รู รอยด่าง ตำหนิที่มีทิศทางในแนวตั้งและแนวนอน เช่น ลายซ้อนกันในแนวตั้งและแนวนอน รอยยี่ดในแนวตั้งและแนวนอน ตัวอย่างตำหนิของภาพถ่ายดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างภาพถ่ายของพื้นผิวผ้ากลุ่มที่หนึ่งที่มีข้อบกพร่องแบบต่าง ๆ (ก) ภาพถ่ายที่ไม่มีข้อบกพร่อง (ข) รู (ค) รอยต่าง (ง) รอยเส้น (จ),(ฉ) เส้นด้ายที่เป็นขีด (ช),(ฌ) ลายซ้อนกันในแนวนอนและแนวตั้ง (ณ),(ญ) ลายทอที่ผิดรูปแบบ (ฎ),(ฏ) รอยยัดในแนวนอนและแนวตั้ง

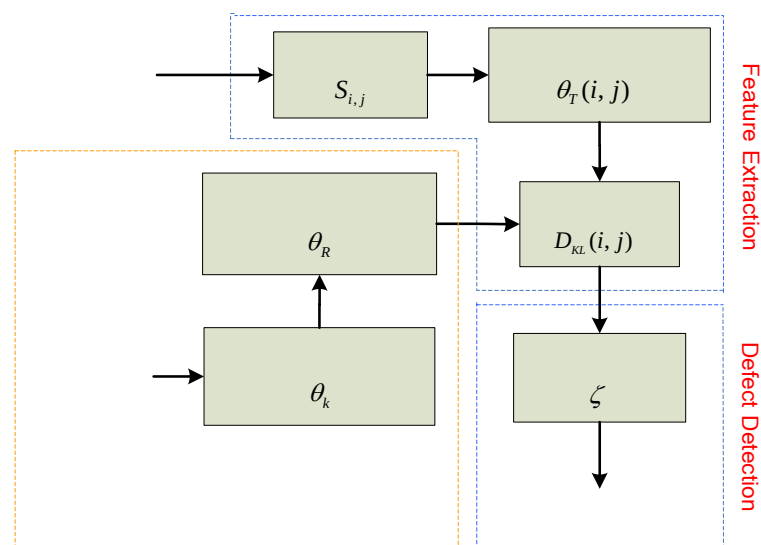
ภาพถ่ายกลุ่มที่สองเป็นภาพถ่ายของพื้นผิวผ้าจากเครื่องทอผ้า ซึ่งได้ภาพถ่ายมาจากงานวิจัยเรื่อง “Defect Detection on Patterned Jacquard Fabric” [39], [40] เป็นผ้าราคาสูง จึงต้องมีการตรวจสอบอย่างละเอียดไม่ให้เนื้อผ้ามีตำหนิไปถึงมือลูกค้าได้ ภาพถ่ายลายเนื้อผ้ามีขนาด 256x256 พิกเซล ตำหนิที่เกิดขึ้นกับภาพ ได้แก่ ตำหนิที่เป็นตาข่าย คราบน้ำมัน ตำหนิที่เป็นขีด และตำหนิที่เป็นปม ดังตัวอย่างภาพที่ 3.3



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างภาพถ่ายลายผ้ากลุ่มที่สองที่มีข้อบกพร่องแบบต่าง ๆ (ก) ภาพถ่ายที่ไม่มีข้อบกพร่อง (ข) (ค) แบบตาข่าย (ง)-(ฉ) เส้นด้ายที่เป็นขีด (ช) (ซ) คราบน้ำมัน (ฌ) ปม

3.2 วิธีการตรวจสอบภาพถ่ายของพื้นผิวที่มีลวดลายด้วยแบบจำลองทางสถิติ

งานวิจัยนี้มีขั้นตอนและการเปรียบเทียบแบบจำลองทางสถิติแบบตัวแปรเดียวและแบบหลายตัวแปรทั้งหกแบบจำลองที่ใช้จำลองลวดลายของพื้นผิว ทั้งภาพถ่ายของพื้นผิวโลหะและพื้นผิวผ้า เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบภาพถ่ายสองภาพว่าเหมือนกันหรือไม่ โดยนำวิธีการนี้มาประยุกต์กับการตรวจสอบข้อบกพร่อง และใช้แบบจำลองทางสถิติแบบตัวแปรเดียวและแบบหลายตัวแปรเพื่อจำลองฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของพิกเซลในภาพต้นแบบซึ่งจะได้พารามิเตอร์อ้างอิง θ_R และจำลองฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นของพิกเซลในภาพทดสอบซึ่งจะได้พารามิเตอร์ทดสอบ θ_T การประมาณค่าพารามิเตอร์ทดสอบนั้นมีวิธีการคือ นำภาพทดสอบมาทำการแปลงเป็นภาพย่อย (subimages) ในภาพที่ต้องการตรวจสอบ (ภาพย่อยคือภาพที่อยู่ในหน้าต่าง เกิดจากการเลื่อนหน้าต่าง (sliding window) ไปบนภาพที่ต้องการทดสอบ) หลังจากนั้นจะคำนวณระยะความแตกต่างระหว่างพารามิเตอร์อ้างอิง θ_R และพารามิเตอร์ทดสอบ θ_T ด้วย D_{KL} ในสมการที่ (2.26) (D_{KL} มีค่ามากแสดงว่าสองภาพมีความแตกต่างกันมาก แต่ถ้า D_{KL} มีค่าน้อยแสดงว่าสองภาพมีความคล้ายกัน) หลังจากผ่านกระบวนการนี้จะได้ภาพระยะความแตกต่างระหว่างภาพต้นแบบกับภาพทดสอบ สุดท้ายใช้การตั้งค่า (ได้จากค่าระยะความแตกต่างสูงสุดของภาพอ้างอิง) ในการหาพิกเซลที่เป็นข้อบกพร่อง ซึ่งสรุปเป็นขั้นตอนได้สามขั้นตอน ได้แก่ การหาพารามิเตอร์อ้างอิง การถอดลักษณะเด่นและการตรวจสอบข้อบกพร่อง ดังในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ระบบการตรวจสอบข้อบกพร่องบนภาพถ่ายพื้นผิวที่มีลวดลายด้วยแบบจำลองทางสถิติ

3.2.1 การหาพารามิเตอร์อ้างอิง (Reference parameter)

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนแรกของวิธีการตรวจสอบข้อบกพร่อง โดยจะนำภาพอ้างอิง (ภาพที่ไม่มีข้อบกพร่อง) มาทำการหาค่าพารามิเตอร์อ้างอิง (θ_R) เพื่อใช้สำหรับเปรียบเทียบความแตกต่าง กับพารามิเตอร์ทดสอบ (θ_T) ที่หาได้จากภาพทดสอบ (ภาพที่มีข้อบกพร่อง) การหาพารามิเตอร์นั้นจะหาด้วยการนำพิกเซลของภาพอ้างอิงหรือภาพที่ไม่มีตำหนิตั้งภาพมาจำลองด้วยสถิติแบบตัวแปรเดียวและแบบหลายตัวแปร ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้แบบจำลองทางสถิติทั้งหกแบบได้แก่ การแจกแจงแบบเกาส์เซียน (GD) การแจกแจงแบบเกาส์เซียนทั่ว ๆ ไป (GGD) การแจกแจงแบบแอลฟาสเตเบิล ($S\alpha S$) การแจกแจงแบบเกาส์เซียนแบบหลายตัวแปร (MGD) การแจกแจงแบบเกาส์เซียนทั่วไปแบบหลายตัวแปร (MGGD) และการแจกแจงแบบแอลฟาสเตเบิลที่สมมาตร ($MS\alpha S$) โดยการหาพารามิเตอร์ของแต่ละวิธีจะแตกต่างกันตามการประมาณค่าพารามิเตอร์

3.2.1.1 การแจกแจงทางสถิติแบบตัวแปรเดียว (Univariate statistical models)

เริ่มจากใช้หน้าต่าง (Window) ที่มีขนาด 6×6 พิกเซล โดยเลื่อนหน้าต่างไปที่ละพิกเซลในแนวแถวและแนวคอลัมน์ (sliding window) ไปบนภาพอ้างอิง (reference image) แล้วนำค่าพิกเซลทั้งหมดในหน้าต่างมาคำนวณค่าพารามิเตอร์ทางสถิติ โดยจะได้พารามิเตอร์ออกมาหนึ่งชุด หลังจากนั้นเลื่อนหน้าต่างไปจนครบทั้งภาพอ้างอิง จะได้จำนวนชุดพารามิเตอร์เท่ากับจำนวนของพิกเซลที่หน้าต่างเลื่อนไป หลังจากนั้นนำพารามิเตอร์ทั้งสองชุดมาวิเคราะห์หาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ถ้าพบว่ามีลักษณะไม่คงที่ (มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเกินสาม) ก็จะพิจารณาหน้าต่าง (window) ที่ใหญ่ขึ้นเป็นขนาด 9×9 ทำอย่างนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะมีค่าเบี่ยงเบน ถ้าได้แล้วก็นำพารามิเตอร์นั้นมาใช้เป็นพารามิเตอร์อ้างอิง $\theta_R = (\mu_R, \sigma_R)$ และขนาดของหน้าต่างนั้นจะเป็นขนาดของภาพย่อย $R \times R$ พิกเซล เพื่อใช้ในขั้นตอนการถอดลักษณะเด่นต่อไป สำหรับการหาพารามิเตอร์อ้างอิงของแบบจำลองเกาส์เซียน (GD) จะมีพารามิเตอร์อ้างอิงเป็น $\theta_R = (\mu_R, \sigma_R)$ โดยคำนวณได้จากสมการ (2.2)-(2.3) การหาพารามิเตอร์อ้างอิงของแบบจำลองเกาส์เซียนทั่วไป (GGD) จะมีพารามิเตอร์อ้างอิงเป็น $\theta_R = (\mu_R, \alpha_R, \beta_R)$ โดยคำนวณได้จากสมการ (2.4)-(2.7) และการหาพารามิเตอร์อ้างอิงของแบบจำลองแอลฟาสเตเบิลที่สมมาตร ($S\alpha S$) จะมีพารามิเตอร์อ้างอิงเป็น $\theta_R = (\gamma_R, \alpha_R)$ โดยคำนวณได้จากสมการ (2.10)-(2.14)

3.2.1.2 การแจกแจงทางสถิติแบบหลายตัวแปร (Multivariate statistical models)

การจำลองแบบหลายตัวแปรจะพิจารณาเหมือนการจำลองแบบตัวแปรเดียวแต่จะเพิ่มการพิจารณาพิกเซลรอบข้างที่ติดกันทั้ง 8 ทิศทางเข้ามาด้วย ตัวอย่างเช่น หลังจากทีหน้าต่างขนาด $R \times R$ พิกเซล ได้เลื่อนมาที่ตำแหน่งที่ต้องการจะตรวจสอบแล้ว จะมีหน้าต่างขนาด 3×3 มาวางบนหน้าต่างขนาด $R \times R$ พิกเซล อีกทีหนึ่งซึ่งจะได้ตัวแปรสุ่มขนาด 9 มิติ (เป็นความสัมพันธ์ระหว่างพิกเซลที่อยู่ติดกันโดยรอบ ทั้ง 9 พิกเซล) โดยจะนำเวกเตอร์ขนาด 9 มิตินี้คำนวณหาค่าพารามิเตอร์ ซึ่งจะได้พารามิเตอร์ชุดใหม่ที่มีขนาด 9 มิติ คือ θ_R

2	3	4
5	1	6
7	8	9

รูปที่ 3.5 การสร้างเวกเตอร์เก้าตัวแปรจากเก้าพิกเซลที่ติดกัน

สำหรับการหาพารามิเตอร์อ้างอิงของแบบจำลองเกาส์เซียนหลายตัวแปร (MGD) จะมีพารามิเตอร์อ้างอิงเป็น $\theta_R = (\mu_R, \Sigma_R)$ โดยคำนวณได้จากสมการ (2.17)-(2.18) การหาพารามิเตอร์อ้างอิงของแบบจำลองเกาส์เซียนทั่วไปหลายตัวแปร (MGGD) จะมีพารามิเตอร์อ้างอิงเป็น $\theta_R = (\mu_R, \Sigma_R, A_R, \beta_R)$ โดยคำนวณได้จากสมการ (2.4)-(2.7) และ (2.17)-(2.18) และการหาพารามิเตอร์อ้างอิงของแบบจำลองแอลฟาสเตเบิลที่สมมาตรหลายตัวแปร (MS α S) จะมีพารามิเตอร์อ้างอิงเป็น $\theta_R = (\Sigma_R, \alpha_R)$ โดยคำนวณได้จากสมการ (2.10)-(2.13) และ (2.18)

3.2.2 การถอดลักษณะเด่น (Feature extraction)

หลังจากที่ได้ค่าพารามิเตอร์อ้างอิง และขนาดของหน้าต่าง $R \times R$ พิกเซล ที่จะใช้ในการถอดลักษณะเด่นแล้ว ก็สามารถที่จะนำภาพที่ต้องการตรวจสอบเข้ามาตรวจสอบได้ โดยขั้นตอนในการถอดลักษณะเด่นนั้นจะมี 2 ขั้นตอน คือ การหาพารามิเตอร์ทดสอบ และการหาระยะความแตกต่างระหว่างสองฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (pdfs) ด้วยวิธี Kullback-Leibler distance

พารามิเตอร์อ้างอิง) พารามิเตอร์ของแบบจำลองแต่ละแบบจะให้ผลสมการ D_{KL} ที่แตกต่างกัน วิทยานพนธ์ได้พิสูจน์สมการ KLD ของแบบจำลองทางสถิติหกแบบจำลองดังนี้

KLD ของการแจกแจงแบบเกาส์เขียนตัวแปรเดียวและหลายตัวแปร

ดูที่มาได้จากสมการได้ที่ภาคผนวก ข. ดังสมการที่ (ข.34) และ (ข.35)

$$1-D: \quad KL(f_1 \parallel f_2) = \frac{1}{2} \left[\ln \left(\frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2} \right) + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} + \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} - 1 \right] \quad (3.1)$$

เมื่อ $KL(f_1 \parallel f_2)$ เป็นค่าKLDของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง μ_1 และ μ_2 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง σ_1^2 และ σ_2^2 เป็นค่าความแปรปรวนของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง

$$N-D: \quad KL(f_1 \parallel f_2) = \frac{1}{2} \left(\ln \frac{|\Sigma_2|}{|\Sigma_1|} - N + \text{tr} \{ \Sigma_2^{-1} \Sigma_1 \} + (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma_2^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \right) \quad (3.2)$$

เมื่อ $KL(f_1 \parallel f_2)$ เป็นค่าKLDของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง μ_1 และ μ_2 เป็นเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง Σ_1 และ Σ_2 เป็นเมทริกซ์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง N เป็นจำนวนตัวแปร

KLD ของการแจกแจงแบบเกาส์เขียนทั่วไปตัวแปรเดียวและหลายตัวแปร

ดูที่มาได้จากสมการได้ที่ภาคผนวก ค. ดังสมการที่ (ค.59) และ (ค.60)

1-D:

$$KL(f_1 \parallel f_2) \approx \ln \left(\frac{\beta_1 \lambda_2^{\frac{1}{\beta_2}} \sigma_2 \Gamma\left(\frac{1}{\beta_2}\right)}{\beta_2 \lambda_1^{\frac{1}{\beta_1}} \sigma_1 \Gamma\left(\frac{1}{\beta_1}\right)} \right) - \frac{1}{\beta_1} + \left(\frac{\lambda_1^{\frac{1}{\beta_1}} \sigma_1}{\lambda_2^{\frac{1}{\beta_2}} \sigma_2} \right)^{\beta_2} \frac{\Gamma\left(\frac{\beta_2 + 1}{\beta_1}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\beta_1}\right)} + \frac{1}{\lambda_2} \left(\frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma_2} \right)^{\beta_2} \quad (3.3)$$

เมื่อ $KL(f_1 \parallel f_2)$ เป็นค่าKLDของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง μ_1 และ μ_2 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง σ_1^2 และ σ_2^2 เป็นค่าความแปรปรวนของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง β_1 และ β_2 เป็นรูปร่างการแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง

N-D:

$$KL(f_1 \parallel f_2) \approx N \ln \frac{\beta_1 \lambda_2^{\frac{1}{\beta_2}} \Gamma\left(\frac{1}{\beta_2}\right)}{\beta_2 \lambda_1^{\frac{1}{\beta_1}} \Gamma\left(\frac{1}{\beta_1}\right)} + \frac{1}{2} \ln \frac{|\Sigma_2|}{|\Sigma_1|} - \frac{N}{\beta_1} + \lambda_1^{\frac{\beta_2}{\beta_1}} \text{tr}\left((K_2 K_1^{-1})^{\beta_2}\right) \frac{\Gamma\left(\frac{\beta_2+1}{\beta_1}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\beta_1}\right)} \quad (3.4)$$

$$+ \frac{1}{\lambda_2} \sum_{i=1}^N \left(K_{2_i} (\mu_{1_i} - \mu_{2_i})\right)^{\beta_2}$$

เมื่อ $KL(f_1 \parallel f_2)$ เป็นค่าKLDของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง μ_1 และ μ_2 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง K_1 และ K_2 เมทริกซ์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลของกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง β_1 และ β_2 เป็นรูปร่างการแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง

KLD ของการแจกแจงแบบแอลฟาสเตเบิลที่สมมาตร

ดูที่มาได้จากการได้ที่ภาคผนวก ง. ดังสมการที่ (ง.58) และ (ง.59)

1-D:

$$KL(\varphi_1 \parallel \varphi_2) = \ln \left(\frac{\alpha_1 \gamma_1 \Gamma\left(\frac{1}{\alpha_2}\right)}{\alpha_2 \gamma_2 \Gamma\left(\frac{1}{\alpha_1}\right)} \right) - \frac{1}{\alpha_1} + \left(\frac{\gamma_2}{\gamma_1}\right)^{\alpha_2} \frac{\Gamma\left(\frac{\alpha_2+1}{\alpha_1}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha_1}\right)} \quad (3.5)$$

เมื่อ $KL(f_1 \parallel f_2)$ เป็นค่าKLDของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง γ_1 และ γ_2 เป็นค่าการกระจายของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง α_1 และ α_2 เป็นแอลฟาของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง

N-D:

$$KL(\varphi_1 \parallel \varphi_2) \approx N \ln \frac{\alpha_1 \Gamma\left(\frac{1}{\alpha_2}\right)}{\alpha_2 \Gamma\left(\frac{1}{\alpha_1}\right)} + \ln \frac{|\Sigma_1|}{|\Sigma_2|} + -\frac{N}{\alpha_1} + (2)^{\frac{\alpha_2-1}{\alpha_1}} \text{tr}\left((H_2^T H_1^{-T})^{\alpha_2}\right) \frac{\Gamma\left(\frac{\alpha_2+1}{\alpha_1}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha_1}\right)} \quad (3.6)$$

เมื่อ $KL(f_1 \parallel f_2)$ เป็นค่าKLDของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง γ_1 และ γ_2 เป็นค่าการกระจายของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง H_1 และ H_2 เป็นส่วนกลับของเมทริกซ์ความสัมพันธ์

ระหว่างข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง α_1 และ α_2 เป็นแอลฟาของข้อมูลกลุ่มที่หนึ่งและกลุ่มที่สอง

3.2.3 การตรวจจับข้อบกพร่อง (Defect detection)

หลังจากที่ผ่านขั้นตอนการหาค่าระยะความแตกต่างระหว่างสองฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นด้วยสมการ D_{KL} แล้ว จะได้ภาพระยะความแตกต่าง โดยในขั้นตอนนี้จะเป็นการเปลี่ยนภาพระยะความแตกต่าง ให้เป็นภาพขาวดำ จากสมการนี้

$$B(i, j) = \begin{cases} 0 & D_{KL} > \eta \\ 1 & \text{อื่นๆ} \end{cases} \quad (3.7)$$

เมื่อ η คือการตั้งค่า (threshold) ซึ่งคำนวณมาจากระยะความแตกต่างสูงสุดของภาพอ้างอิงซึ่งวิธีการหาจะอยู่ในบทที่ 4 การตั้งค่าจะเป็นค่าที่ใช้บอกว่าพิกเซลใดมีตำหนิหรือไม่ ถ้าพิกเซลที่มีระยะความแตกต่างมากกว่าการตั้งค่า พิกเซลนั้นจะถูกเปลี่ยนให้เป็นค่า 0 (สีดำ) และถ้าพิกเซลที่มีระยะความแตกต่างน้อยกว่าการตั้งค่า พิกเซลนั้นจะถูกเปลี่ยนให้เป็นค่า 1 (สีขาว) การตั้งค่าขึ้นอยู่กับรายละเอียดของภาพและสภาพแวดล้อมที่บันทึกภาพ