

## การตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยภาพแบบอัตโนมัติ

ว่าที่ร้อยตรี สราวุธ ทองชุมนุญ



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

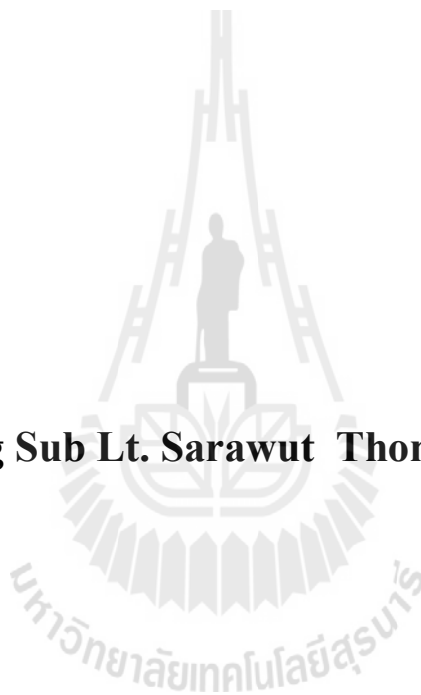
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ปีการศึกษา 2553

# **AUTOMATED VISUAL SOLDERING PAD INSPECTION**

**Acting Sub Lt. Sarawut Thongchumnum**



**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the**

**Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering**

**Suranaree University of Technology**

**Academic Year 2010**

## การตรวจสอบข้อบังคับด้วยภาพแบบอัตโนมัติ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักศึกษานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา  
ตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(ผศ. ดร.อนันต์ อุ่นศิริไธย)

ประธานกรรมการ

(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(รศ. ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล)

กรรมการ

(ผศ. ร.อ. ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์)

กรรมการ

(อ. ดร.วุฒิ ด้านกิตติกุล)

รักษาการแทนรองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. น.อ. ดร.วรพจน์ ขำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

สราวุธ ทองขุมนุม : การตรวจสอบข้อบกพร่องของข้อบัดกรีด้วยภาพแบบอัตโนมัติ (AUTOMATED VISUAL SOLDERING PAD INSPECTION) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว, 135 หน้า.

ในปัจจุบันการตรวจสอบข้อบกพร่องของข้อบัดกรีในชุดประกอบหัวอ่านเขียนสำเนา (Head Stack Assembly หรือ HSA) เป็นการให้แรงงานคนตรวจสอบด้วยการส่องกล้องจุลทรรศน์สเตอริโอ (stereo microscope) โดยข้อจำกัดของวิธีดังกล่าว คือ จำเป็นต้องใช้พนักงานที่มีความเชี่ยวชาญในการวิเคราะห์ตรวจสอบชิ้นงาน รวมไปถึงข้อจำกัดในความเหนื่อยล้าของสายตาหรือระยะเวลาในการทำงานที่นานเกินไป ทำให้อาจมีชิ้นงานที่บกพร่องหลุดรอดจากการตรวจสอบและถูกส่งไปยังกระบวนการต่อไป ซึ่งสามารถก่อให้เกิดความเสียหายในหลายๆ ส่วนของกระบวนการผลิตสารคดีสก็ร์ฟได้ งานวิจัยนี้ได้เสนอกระบวนการตรวจสอบข้อบัดกรีแบบอัตโนมัติ โดยใช้ระบบการตรวจสอบด้วยการมองเห็น (visual inspection) ซึ่งใช้กล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล (digital microscope) ที่มีกำลังขยายสูงสำหรับการบันทึกภาพ ขั้นตอนในการจำแนกข้อบกพร่องของข้อบัดกรีได้ถูกออกแบบให้มีการใช้เครือข่ายประสาทเทียม (neural network) เพื่อจำแนกข้อบกพร่องเป็น 2 ระดับคือ การจำแนกแบบหยาบ ซึ่งเป็นการใช้การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซี่อย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP หรือ SFAM) ในการเป็นกลไกหลัก และการจำแนกแบบละเอียด ซึ่งเป็นการใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือมนูน (Least Square SVM หรือ LS-SVM) ผลการทดสอบจำแนกข้อบกพร่องที่ได้ด้วยวิธีดังกล่าวแสดงว่าระบบที่นำเสนอนี้มีประสิทธิภาพที่ดีเยี่ยมและเพียงพอต่อการนำไปใช้งานได้จริง



SARAWUT THONGCHUMNUM : AUTOMATED VISUAL SOLDERING  
PAD INSPECTION. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. ARTHIT  
SRIKAEW, Ph.D., 135 PP.

#### SOLDERING PAD/SFAM/ LS-SVM/DEFECT/INSPECTION

Currently, the process of Head Stack Assembly (HSA) soldering defect inspection is manually done by human operators. The HSA is normally inspected for defections that occur on soldering pad by using stereo microscope. This approach has many limitations including high level of expertise requirement and fatigue from long hour of operation. This defective HSA can be mistakenly passed to the next stage of process and cause defection at any other hard-disk drive production line. This thesis presents an automatic visual inspection system for defective soldering pad detection. The system uses high magnification digital microscope for capturing the area of soldering pad. The classification of defective soldering pad is designed in two levels. Firstly, the gross classification using simplified fuzzy adaptive resonance theory mapping (ARTMAP) is mainly deployed. Secondly, the fine classification using least-square support vector machines (LS-SVM) is then applied. The experimental results show that the proposed system is efficiently desirable and sufficiently practical.

School of Electrical Engineering

Academic Year 2010

Student's Signature \_\_\_\_\_

Advisor's Signature \_\_\_\_\_

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคล และกลุ่มบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลือ อย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการ และการดำเนินงานวิจัย รวมถึงหน่วยงานต่าง ๆ ที่ช่วยอำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัย อาทิ

รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำปรึกษา แนะนำ และชี้แนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ยิ่งต่องานวิทยานิพนธ์ รวมทั้งเป็นกำลังใจ และเป็นแบบอย่างที่ดี ในระหว่างการดำเนินการวิจัยให้กับผู้วิจัยเสมอมา

ศาสตราจารย์ นาวาอากาศโท ดร.สราวุธ สุจิตจร ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อนันท์ อุ่นศรีวิไลย์ รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อรรถกิจมงคล ผู้ช่วยศาสตราจารย์ เรืออากาศเอก ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์ และคณาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่กรุณาให้คำปรึกษาด้านวิชาการอย่างดียิ่งมาโดยตลอด

ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ ที่กรุณามอบทุนสนับสนุนการวิจัยและขอบคุณ คุณประพล เกตรแก้ว คุณกิตติพงศ์ พุทธวงศ์ และบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด เป็นที่ปรึกษาในการทำวิจัย

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทความรู้ทางด้านต่าง ๆ ทั้งในอดีตและปัจจุบัน ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อวีระ คุณแม่สุธา รวมถึงญาติพี่น้องของผู้วิจัยทุกท่าน ที่ได้ให้ความรัก ความอบอุ่น ความห่วงใย การอบรมเลี้ยงดู และให้การสนับสนุนทางด้านการศึกษาอย่างดียิ่งมาโดยตลอด รวมทั้งเป็นกำลังใจผู้วิจัยให้สามารถเผชิญกับปัญหาและอุปสรรคต่าง ๆ จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตตลอดมา และตลอดไป

สราวุธ ทองขุมนุ้ม

## สารบัญ

หน้า

|                                |   |
|--------------------------------|---|
| บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....        | ก |
| บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ) .....    | ข |
| กิตติกรรมประกาศ .....          | ค |
| สารบัญ.....                    | ง |
| สารบัญตาราง.....               | ช |
| สารบัญรูป.....                 | ฉ |
| คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ..... | ฐ |

### บทที่

|                                              |    |
|----------------------------------------------|----|
| 1 บทนำ.....                                  | 1  |
| 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....      | 1  |
| 1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....                | 3  |
| 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....                   | 3  |
| 1.4 ขอบเขตของงานวิจัย.....                   | 4  |
| 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....           | 4  |
| 2 ทัศนัวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... | 5  |
| 2.1 กล่าวนำ.....                             | 5  |
| 2.2 ประเภทข้อบกพร่องขั้วบัดกรี.....          | 5  |
| 2.2.1 Flex Burn.....                         | 6  |
| 2.2.2 Ball Soldering .....                   | 7  |
| 2.2.3 Solder Incomplete .....                | 8  |
| 2.2.4 Splash.....                            | 9  |
| 2.3 การประมวลผลภาพ .....                     | 10 |
| 2.3.1 แบบจำลองระดับเทา .....                 | 10 |
| 2.3.2 ปริภูมิสี .....                        | 11 |

## สารบัญ (ต่อ)

### หน้า

|       |                                                            |    |
|-------|------------------------------------------------------------|----|
| 2.4   | การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยตัวกรอง โฮโมมอร์ฟิกส์.....      | 15 |
| 2.5   | การแยกส่วนภาพ.....                                         | 19 |
| 2.5.1 | การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี Otsu .....           | 19 |
| 2.6   | การตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริส.....                           | 22 |
| 2.7   | การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยพีชชีอย่างง่าย ..... | 24 |
| 2.7.1 | กระบวนการฝึกสอน.....                                       | 25 |
| 2.7.2 | ตัวอย่างการทำงานของ SFAM .....                             | 28 |
| 2.8   | กำลังสองน้อยที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน.....          | 41 |
| 2.9   | งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....                                | 45 |
| 2.10  | สรุป.....                                                  | 53 |
| 3     | การแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์.....                           | 54 |
| 3.1   | กล่าวนำ.....                                               | 54 |
| 3.2   | การแบ่งลักษณะของภาพ.....                                   | 54 |
| 3.3   | โครงสร้างการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ .....                 | 55 |
| 3.4   | การบันทึกภาพ .....                                         | 57 |
| 3.5   | การแบ่งส่วนภาพ.....                                        | 59 |
| 3.6   | การปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรอง โฮโมมอร์ฟิกส์ .....            | 59 |
| 3.7   | การแปลงปริภูมิสี .....                                     | 62 |
| 3.8   | การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี otsu.....            | 63 |
| 3.9   | การทำ ROI.....                                             | 68 |
| 3.9.1 | การพิจารณาเส้นทองแดง.....                                  | 70 |
| 3.9.2 | การหาจุดอ้างอิง.....                                       | 71 |
| 3.9.3 | การทำ ROI.....                                             | 72 |
| 3.10  | ผลการแยกส่วนภาพ.....                                       | 77 |
| 3.11  | สรุป.....                                                  | 83 |

## สารบัญ (ต่อ)

### หน้า

|          |                                                                         |            |
|----------|-------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>4</b> | <b>การจำแนกข้อบกพร่อง.....</b>                                          | <b>84</b>  |
| 4.1      | กล่าวนำ.....                                                            | 84         |
| 4.2      | การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธี 2DPCA.....                  | 84         |
| 4.2.1    | การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักแบบสองมิติ.....                               | 85         |
| 4.2.2    | กระบวนการจำแนก.....                                                     | 87         |
| 4.2.3    | ผลการทดสอบ.....                                                         | 88         |
| 4.3      | การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธีสองตัวตัดสิน.....            | 90         |
| 4.4      | การจำแนกข้อบกพร่องแบบหยาดด้วยวิธี SFAM.....                             | 92         |
| 4.4.1    | การประมวลผลก่อน.....                                                    | 92         |
| 4.4.2    | การฝึกสอนด้วยวิธี SFAM.....                                             | 94         |
| 4.4.3    | ผลการทดสอบ.....                                                         | 95         |
| 4.5      | การจำแนกข้อบกพร่องแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM.....                        | 98         |
| 4.5.1    | การประมวลผลก่อน.....                                                    | 99         |
| 4.5.2    | การฝึกสอนด้วยวิธี LS-SVM ของการจำแนกข้อบกพร่อง<br>ประเภท flex burn..... | 100        |
| 4.5.3    | ผลการทดสอบ.....                                                         | 100        |
| 4.6      | การจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash.....                                    | 102        |
| 4.6.1    | การประมวลผลก่อน.....                                                    | 103        |
| 4.6.2    | การฝึกสอนด้วยวิธี LS-SVM ของการจำแนกข้อบกพร่อง<br>ประเภท splash.....    | 106        |
| 4.6.3    | ผลการทดสอบ.....                                                         | 107        |
| 4.7      | สรุป.....                                                               | 110        |
| <b>5</b> | <b>การวิเคราะห์ผลการทดสอบระบบ.....</b>                                  | <b>111</b> |
| 5.1      | กล่าวนำ.....                                                            | 111        |
| 5.2      | ผลการทดสอบข้อบกพร่องประเภท flex burn.....                               | 111        |
| 5.3      | ผลการทดสอบข้อบกพร่องประเภท splash.....                                  | 116        |

## สารบัญ (ต่อ)

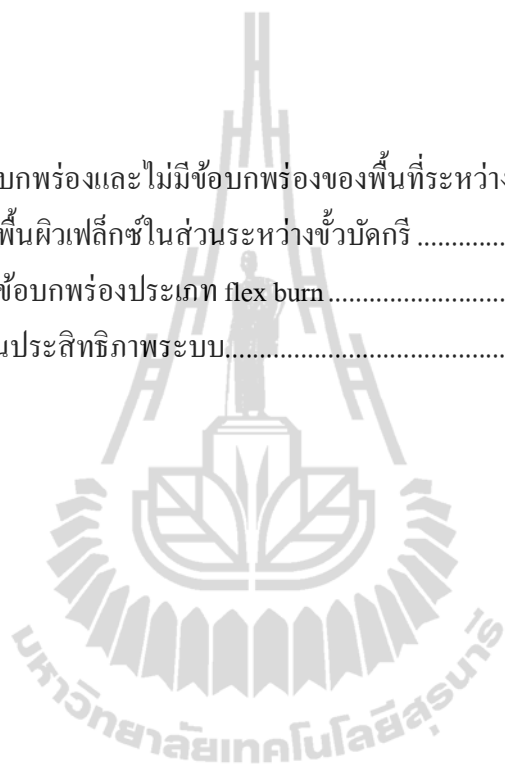
### หน้า

|                                                                      |            |
|----------------------------------------------------------------------|------------|
| 5.4 สรุป.....                                                        | 118        |
| <b>6 บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....</b>                                    | <b>119</b> |
| 6.1 สรุปผลการวิจัย .....                                             | 119        |
| 6.2 ข้อเสนอแนะ .....                                                 | 121        |
| รายการอ้างอิง.....                                                   | 123        |
| ภาคผนวก                                                              |            |
| ภาคผนวก ก. รายละเอียดคลังจุลทรรศน์ดิจิทัล.....                       | 126        |
| ภาคผนวก ข. บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์ในระหว่างการศึกษา..... | 129        |
| ประวัติผู้เขียน .....                                                | 135        |



## สารบัญตาราง

| ตารางที่ | หน้า                                                                          |
|----------|-------------------------------------------------------------------------------|
| 4.1      | การจำแนกข้อบกพร่องและไม่มีข้อบกพร่องของพื้นที่ระหว่างกลางข้อบังคับกรี..... 89 |
| 4.2      | ผลการจำแนกพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบังคับกรี ..... 90                    |
| 5.1      | ผลการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn..... 112                                 |
| 5.2      | ผลการประเมินประสิทธิภาพระบบ..... 113                                          |



## สารบัญรูป

| รูปที่                                                                                     | หน้า |
|--------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| 1.1 ตัวอย่าง HSA.....                                                                      | 1    |
| 1.2 พนักงานกำลังตรวจสอบ HSA ด้วยกล้องจุลทรรศน์สเตอริโอ.....                                | 2    |
| 1.3 บริเวณที่ทำการตรวจสอบใน HSA .....                                                      | 3    |
| 2.1 พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่เป็น flex burn.....                            | 6    |
| 2.2 พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่เป็น ball soldering .....                      | 7    |
| 2.3 การบัดกรีตะกั่วที่ไม่สมบูรณ์ซึ่งมีตะกั่วบัดกรีน้อยเกินไป.....                          | 8    |
| 2.4 พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างเส้นทองแดงที่เป็น splash .....                              | 9    |
| 2.5 ค่าระดับเทา .....                                                                      | 11   |
| 2.6 แบบจำลองสี RGB .....                                                                   | 11   |
| 2.7 แบบจำลองปริภูมิสี CIE L*a*b .....                                                      | 13   |
| 2.8 แบบจำลองปริภูมิสี HSV .....                                                            | 15   |
| 2.9 ตัวอย่างการใช้ตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกส์ในภาพระดับเทา .....                                  | 15   |
| 2.10 ขั้นตอนดำเนินการโดยสรุปของตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกส์.....                                   | 17   |
| 2.11 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของภาพสีด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกส์<br>โดยใช้ปริภูมิสี HSV ..... | 18   |
| 2.12 ตัวอย่างการใช้ตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกส์ในภาพสี.....                                        | 18   |
| 2.13 การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี Otsu.....                                       | 21   |
| 2.14 หลักการการทำงานตัวตรวจหาหมุมด้วยวิธีแฮร์ริส.....                                      | 22   |
| 2.15 ตัวอย่างการตรวจหาหมุมด้วยวิธีแฮร์ริส.....                                             | 23   |
| 2.16 โครงสร้างสถาปัตยกรรมการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว<br>ด้วยพีชชีอย่างง่าย.....     | 24   |
| 2.17 โครงสร้างการทำงานของฟลักซอน SFAM.....                                                 | 27   |
| 2.18 ปัญหาวงกลมในสีเหลี่ยมจัตุรัส.....                                                     | 28   |
| 2.19 โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.7, 0.7) ประเภท IN.....                                  | 29   |



## สารบัญรูป (ต่อ)

| รูปที่ | หน้า                                                                                            |
|--------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 2.20   | โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.3, 0.8) ประเภท IN.....31                                          |
| 2.21   | โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.9, 0.9) ประเภท OUT.....32                                         |
| 2.22   | โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.7, 0.9) ประเภท OUT.....34                                         |
| 2.23   | โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.1, 0.3) ประเภท IN.....37                                          |
| 2.24   | โครงข่ายการวินิจฉัยของอินพุต (0.2, 0.5).....39                                                  |
| 2.25   | โครงข่ายการวินิจฉัยของอินพุต (0.9, 0.75).....41                                                 |
| 2.26   | เส้นแบ่งกลุ่มระนาบเกินระหว่างข้อมูลทั้ง 2 กลุ่ม<br>แบบเชิงเส้น (จักรวาล จันทา, 2550).....42     |
| 2.27   | การถ่ายภาพรังสีระนาบด้วยรังสีเอ็กซ์ (Moore et al., 2001).....46                                 |
| 2.28   | แผนภาพโครงสร้างการตรวจสอบด้วยเลเซอร์ (Ryu and Cho, 1997) .....48                                |
| 2.29   | ระบบการตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยการใช้หลอดฟลูออเรสเซนต์<br>ชนิดวงแหวน (Capson and Eng, 1988).....50 |
| 2.30   | โครงสร้างการติดตั้งการส่องสว่าง (Lu et al., 2007).....51                                        |
| 2.31   | ข้อบกพร่องที่ถูกส่องสว่างแบบสามมุมส่องแสง (Lu et al., 2007).....51                              |
| 2.32   | การตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยการใช้กล้องสองตัว (Ong et al., 2007) .....53                            |
| 3.1    | ข้อบกพร่องที่ถูกส่องสว่างแบบสามมุมส่องแสง.....55                                                |
| 3.2    | โครงสร้างการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดง .....55                                 |
| 3.3    | โครงสร้างการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบกพร่อง .....56                             |
| 3.4    | รูปแบบการบันทึกภาพ.....57                                                                       |
| 3.5    | ข้อดีการบันทึกภาพในแนว 90° .....58                                                              |
| 3.6    | ข้อดีการบันทึกภาพในแนว 80° .....58                                                              |
| 3.7    | การแบ่งส่วนภาพของการบันทึกภาพในแนว 80° .....59                                                  |
| 3.8    | ตัวอย่างการปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองโซโม่อร์ฟิกส์.....60                                         |
| 3.9    | ผลการทดสอบการปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองโซโม่อร์ฟิกส์ .....61                                      |
| 3.10   | ข้อสังเกตของปริภูมิสีต่าง ๆ.....62                                                              |
| 3.11   | ตัวอย่างการหาจุดเริ่มเปลี่ยน .....64                                                            |

## สารบัญรูป (ต่อ)

| รูปที่                                                                                        | หน้า |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| 3.12 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี otsu ของภาพที่บันทึก 80° .....             | 65   |
| 3.13 ผลการทดสอบการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับ.....                                             | 66   |
| 3.14 โครงสร้างการหา ROI ของภาพที่บันทึกในแนว 90° .....                                        | 68   |
| 3.15 โครงสร้างการหา ROI ของภาพที่บันทึกในแนว 80° .....                                        | 69   |
| 3.16 การพิจารณาเส้นทองแดง .....                                                               | 70   |
| 3.17 ตำแหน่งปลายขอบของเส้นทองแดง.....                                                         | 71   |
| 3.18 การหาจุดอ้างอิง.....                                                                     | 72   |
| 3.19 ผลการตัดส่วนภาพของภาพที่บันทึก 90° .....                                                 | 73   |
| 3.20 การหาพิกัดของจุดทั้ง 7 ในแนวแกน X.....                                                   | 75   |
| 3.21 การหาพิกัดของจุดทั้ง 7 ในแนวแกน Y .....                                                  | 76   |
| 3.22 การตัดส่วนภาพของภาพที่บันทึก 80°.....                                                    | 77   |
| 3.23 การแยกพิจารณาการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว 90° .....                                 | 78   |
| 3.24 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว 90° .....                                      | 78   |
| 3.25 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว 80° .....                                      | 81   |
| 4.1 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องด้วยวิธี 2DPCA.....                                            | 85   |
| 4.2 โครงสร้างของตัวอย่างภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบัดกรี<br>ก่อนนำไปใช้วิธี 2DPCA..... | 87   |
| 4.3 ตัวอย่างโครงสร้างการจำแนกภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่าง<br>ข้อบัดกรีส่วนที่ 2.....        | 88   |
| 4.4 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องประเภท FB ด้วยวิธีสองตัวตัดสิน .....                           | 91   |
| 4.5 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องแบบหยาบด้วยวิธี SFAM.....                                      | 92   |
| 4.6 ภาพที่ถูกแปลงเป็นปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K.....                                      | 93   |
| 4.7 ตัวอย่างการกำหนดชั้นประเภทตามลักษณะของภาพ .....                                           | 95   |
| 4.8 ผลการจำแนกแบบหยาบด้วยวิธี SFAM.....                                                       | 96   |
| 4.9 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM.....                                 | 98   |

## สารบัญรูป (ต่อ)

| รูปที่                                                                                                           | หน้า |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| 4.10 ตัวอย่างภาพที่ไม่เป็น flex burn และเป็น flex burn เมื่อแปลงเป็น<br>ปริภูมิสี CIE L*a*b ที่ช่องสัญญาณ b..... | 99   |
| 4.11 ตัวอย่างภาพที่ไม่เป็น flex burn และเป็น flex burn เมื่อแปลงเป็น<br>ปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K .....     | 100  |
| 4.12 ผลการจำแนกแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM.....                                                                    | 101  |
| 4.13 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash.....                                                               | 103  |
| 4.14 ตัวอย่างภาพที่ไม่เป็น splash และเป็น splash เมื่อแปลงเป็น<br>ปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S .....            | 104  |
| 4.15 การจำลองภาพในปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S.....                                                             | 105  |
| 4.16 ตัวอย่างผลการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash.....                                                              | 107  |
| 5.1 ภาพสำหรับเกณฑ์ในการจำแนกข้อบกพร่อง flex burn.....                                                            | 112  |
| 5.2 กราฟ ROC ของการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn.....                                                          | 114  |
| 5.3 ตัวอย่างข้อผิดพลาดในกรณีแรก.....                                                                             | 115  |
| 5.4 ตัวอย่างข้อผิดพลาดในกรณีที่สอง.....                                                                          | 115  |
| 5.5 สาเหตุของข้อผิดพลาดในกรณีที่สอง.....                                                                         | 116  |
| 5.6 ตัวอย่างผลการจำแนกข้อบกพร่อง splash .....                                                                    | 117  |
| 5.7 ภาพตัวอย่างข้อผิดพลาดในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash .....                                                 | 118  |
| 6.1 แนวคิดการติดตั้งกล้อง 3 ตัว .....                                                                            | 121  |
| ก.1 กล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล.....                                                                                   | 127  |
| ก.2 ข้อมูลจำเพาะกล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล .....                                                                      | 128  |

## คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

|           |   |                                                         |
|-----------|---|---------------------------------------------------------|
| $A$       | = | ภาพภายใน                                                |
| $\bar{A}$ | = | ค่าเฉลี่ย                                               |
| ACC       | = | ความแม่นยำ                                              |
| AUC       | = | พื้นที่ใต้กราฟ                                          |
| $Cl_{FB}$ | = | ค่ามาตรฐานในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท FB                 |
| $Cl_{SP}$ | = | เปอร์เซ็นต์มาตรฐานในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท SP         |
| $D_0$     | = | ขอบเขตความถี่                                           |
| FAM       | = | การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟิซซี่            |
| FB        | = | จำนวนจุดภาพที่ถูกจำแนกเป็นข้อบกพร่องประเภท FB           |
| FN        | = | false negative                                          |
| FP        | = | false positive                                          |
| FPR       | = | false positive rate                                     |
| $G_t$     | = | ความแปรปรวนร่วมเกี่ยว                                   |
| $H(u,v)$  | = | ฟังก์ชันตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์                            |
| HGA       | = | หัวอ่านเขียนสำเร็จ                                      |
| HGST      | = | บริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยี (ประเทศไทย) จำกัด |
| HSA       | = | ชุดหัวอ่านเขียนสำเร็จ                                   |
| LS-SVM    | = | กำลังสองน้อยที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน            |
| $MF$      | = | ฟังก์ชันคล้าย                                           |
| ND        | = | ชิ้นงานที่ไม่มีข้อบกพร่อง                               |
| RBF       | = | ฟังก์ชันฐานรัศมีแบบเกาส์เซียน                           |
| ROC       | = | receiver operating characteristics                      |
| ROI       | = | บริเวณที่สนใจ                                           |
| SP        | = | จำนวนจุดภาพที่ถูกจำแนกเป็นข้อบกพร่องประเภท SP           |
| SFAM      | = | การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟิซซี่อย่างง่าย   |
| SVM       | = | เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน                                 |
| TN        | = | true negative                                           |

### คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

|            |   |                                      |
|------------|---|--------------------------------------|
| TP         | = | true positive                        |
| TPR        | = | true positive rate                   |
| $W_j$      | = | น้ำหนักประสาท                        |
| $X_k$      | = | เวกเตอร์ลักษณะ                       |
| $Y_k$      | = | องค์ประกอบหลักแบบสองมิติ             |
| $\rho$     | = | พารามิเตอร์สอดส่อง                   |
| $\phi(.)$  | = | ฟังก์ชันส่ง                          |
| $\gamma_H$ | = | ขนาดของฟิลเตอร์ที่ความถี่สูง         |
| $\gamma_L$ | = | ขนาดของฟิลเตอร์ที่ความถี่ต่ำ         |
| $v$        | = | ไอเกนเวกเตอร์                        |
| $\lambda$  | = | ค่าไอเกน                             |
| 2DPCA      | = | การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักแบบสองมิติ |

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันกล่าวได้ว่าอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์มีบทบาทที่สำคัญกับประเทศไทยเป็นอย่างมาก เนื่องจากมีหลายบริษัทที่ทำการลงทุนอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ในประเทศไทย ได้แก่ ฮิตาชิ ฟูจิฟิล์ม เวสเทิร์นดิจิตัล และซีเกท รวมไปถึงบริษัทที่ผลิตชิ้นส่วนฮาร์ดดิสก์ (supplier) ช่วยให้ประเทศไทยสามารถสร้างมูลค่าการส่งออกที่สูงขึ้นและยังช่วยว่าจ้างแรงงานเป็นจำนวนมาก ดังนั้นเพื่อเป็นการช่วยเหลืออุตสาหกรรมนี้ ทางศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์แห่งชาติได้ให้ความร่วมมือการวิจัยเพื่อช่วยพัฒนาอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ของไทยให้มีความก้าวหน้ายิ่งขึ้น ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ร่วมมือทำการวิจัยระหว่างบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยี (ประเทศไทย) จำกัด (Hitachi Global Storage Technology หรือ HGST) โดยงานวิจัยที่ได้รับเป็นการวิจัยการตรวจสอบข้อบกพร่องของชิ้นส่วนฮาร์ดดิสก์ที่เรียกว่าชุดประกอบหัวอ่านเขียนสำเร็จ (Head Stack Assembly หรือ HSA) ดังรูปที่ 1.1

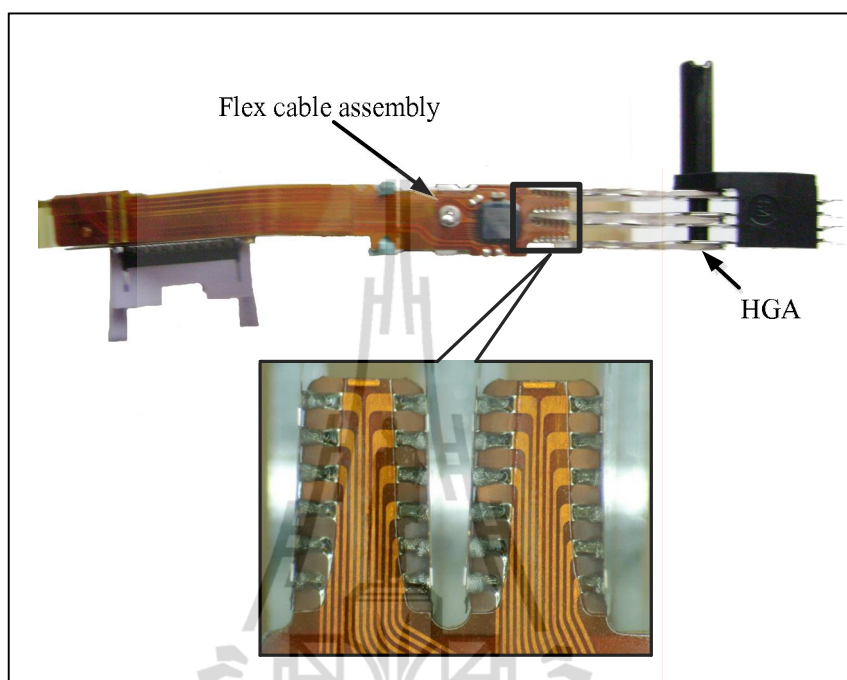


รูปที่ 1.1 ตัวอย่าง HSA

ขั้นตอนการผลิต HSA ในส่วนของการบัดกรี เป็นการนำเอาหัวอ่านเขียนสำเร็จ (Head Gimbals Assembly หรือ HGA) ที่มีการเรียงตัวเป็นชั้น ๆ มาประกอบกับสายไฟเฟล็กซ์สำเร็จ (flex cable assembly) ไปทำการบัดกรีด้วยเครื่องจักรบัดกรีด้วยลำแสง (beam soldering machine) เมื่อมีการบัดกรีเรียบร้อยแล้ว ชิ้นงานจะถูกส่งไปยังฝ่ายตรวจสอบคุณภาพ กระบวนการตรวจสอบคุณภาพของหัวบัดกรีในปัจจุบันเป็นการตรวจสอบด้วยตาเปล่าโดยใช้กล้องจุลทรรศน์สเตอริโอ (stereo microscope) สำหรับการตรวจสอบ ดังรูปที่ 1.2 ซึ่งปัญหาที่ตรวจพบในการตรวจสอบด้วยตาเปล่าเกิดจาก การตรวจสอบต้องใช้แรงงานคนที่มีความชำนาญในการวิเคราะห์ข้อบกพร่อง และข้อจำกัดในการใช้แรงงานคน คือ ความเมื่อยล้าของสายตาเพราะต้องเพ่งไปที่ชิ้นงานที่ตรวจสอบตลอดเวลา หรือระยะเวลาในการทำงานที่มีมากเกินไป ทำให้ในบางครั้งอาจมีชิ้นงานที่มีข้อบกพร่องถูกส่งยังกระบวนการต่อไปได้ สิ่งเหล่านี้มีผลต่อคุณภาพและความน่าเชื่อถือของฮาร์ดดิสก์ โดยงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อทำการตรวจสอบ HSA ในบริเวณที่มีการบัดกรี ดังรูปที่ 1.3



รูปที่ 1.2 พนักงานกำลังตรวจสอบ HSA ด้วยกล้องจุลทรรศน์สเตอริโอ



รูปที่ 1.3 บริเวณที่ทำการตรวจสอบใน HSA

## 1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

ออกแบบและพัฒนาระบบสำหรับตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยกระบวนการประมวลผลภาพ

## 1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

1.3.1 ใช้ตัวอย่างชิ้นงานที่ได้รับจากทางบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด

1.3.2 ตรวจสอบข้อบกพร่องภายใต้เงื่อนไขจากบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด

1.3.3 ใช้กล้องจุลทรรศน์ ดิจิตอลกำลังขยาย 90 เท่า

1.3.4 ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลภายใต้สภาวะแสงที่สามารถควบคุมได้

1.3.5 พัฒนาอัลกอริทึมด้วยโปรแกรม MATLAB

1.3.6 พัฒนาประสิทธิภาพความถูกต้องในตรวจสอบข้อบกพร่องให้มีความถูกต้องมากกว่า

85%



#### 1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

สามารถทำการวิเคราะห์และตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยภายใต้เงื่อนไขจากบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยี (ประเทศไทย) จำกัด โดยใช้กระบวนการประมวลผลภาพและปัญญาประดิษฐ์

#### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ได้ระบบการตรวจสอบข้อบกพร่องแบบอัตโนมัติ

1.5.2 เป็นการพัฒนาอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ของไทย โดยการเพิ่มองค์ความรู้ในการตรวจสอบข้อบกพร่องแบบอัตโนมัติ

1.5.3 เป็นแนวทางในการพัฒนาการตรวจสอบข้อบกพร่องแบบอัตโนมัติในรูปแบบที่แตกต่างกัน อาทิเช่น การตรวจสอบข้อบกพร่องของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ขนาดเล็กใน PCB

1.5.4 ได้เผยแพร่ความรู้จากงานวิจัยในที่ประชุมวิชาการหรือวารสารวิชาการทั้งในประเทศและต่างประเทศ

## บทที่ 2

### ปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 กล่าวนำ

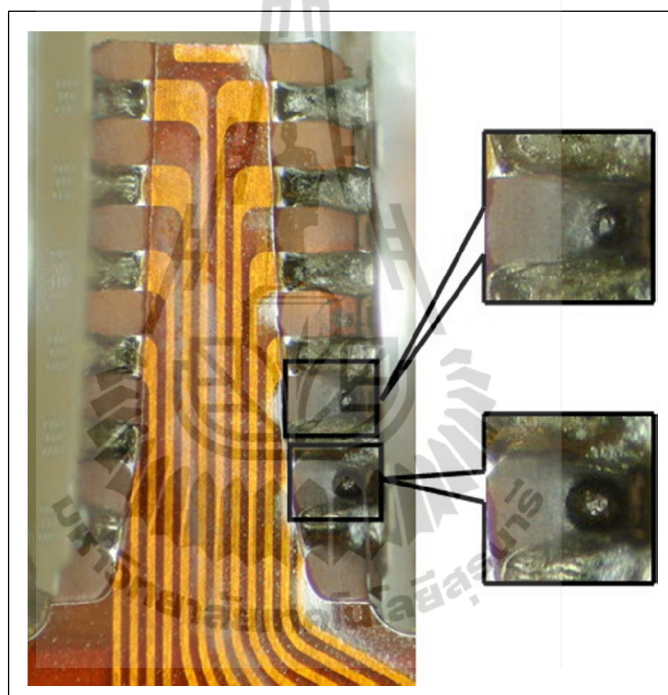
เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึงประเภทข้อบกพร่องของขั้วบัดกรีที่ได้รับตัวอย่างจาก HGST และได้อธิบายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการประมวลผลภาพ การปรับปรุงคุณภาพของภาพ การแยกส่วนภาพ และเครือข่ายประสาทเทียมทั้งสองรูปแบบ คือ การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัว ด้วยพีชชีอย่างง่ายและกำลังสองน้อยที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน โดยมีการยกตัวอย่างรูปแบบการฝึกสอนและการจำแนกซึ่งช่วยให้สามารถเข้าใจการทำงานของโครงข่ายได้ง่ายขึ้น นอกจากนี้ยังได้ทำการสำรวจปรัทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 2.2 ประเภทข้อบกพร่องขั้วบัดกรี

จากตัวอย่างที่ได้รับจากทาง HGST โดยมีข้อบกพร่องประเภทจำนวน flex burn 5 ชิ้น ball soldering จำนวน 5 ชิ้น solder incomplete จำนวน 5 ชิ้น splash จำนวน 5 ชิ้น และชิ้นงานที่ไม่มีข้อบกพร่องจำนวน 5 ชิ้น รายละเอียดข้อบกพร่องต่าง ๆ มีดังต่อไปนี้

### 2.2.1 Flex burn

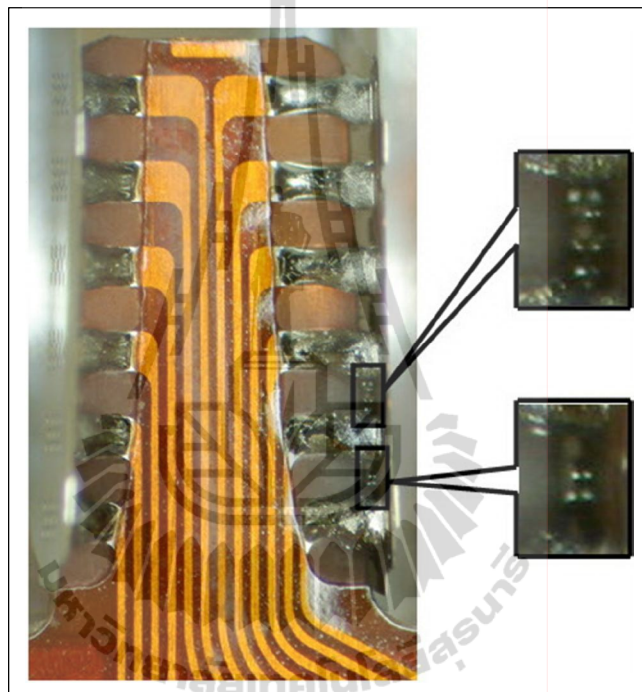
เป็นการเกิดรอยไหม้ในพื้นผิวเฟล็กซ์ (flex surface) ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรี โดย  
มีสาเหตุมาจากการปรับตั้งค่าการละลายของตะกั่วที่มากเกินไปของเครื่องบัดกรีด้วยลำแสง ทำให้  
เกิดรอยไหม้ ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่เป็น flex burn

### 2.2.2 Ball soldering

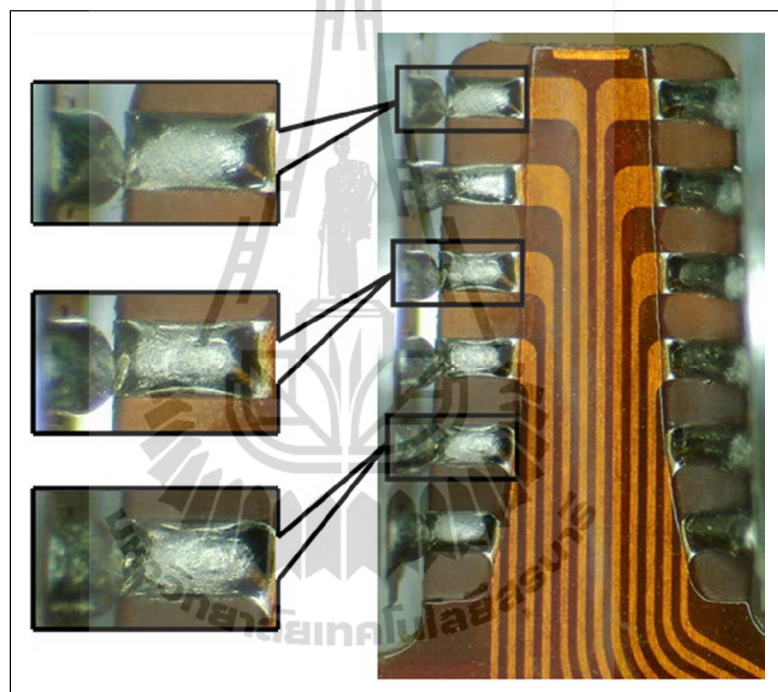
เป็นการเกิดสะเก็ดตะกั่วกระจายตามบริเวณขั้วบัดกรีและพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรี ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่เป็น ball soldering

### 2.2.3 Solder incomplete

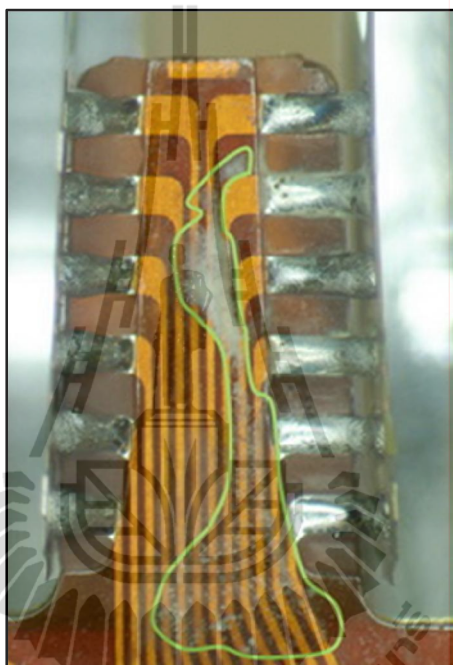
เป็นการบัดกรีตะกั่วที่ไม่สมบูรณ์ เช่น ไม่มีการบัดกรีของตะกั่วเกิดขึ้น ตะกั่วบัดกรีมากเกินไป หรือตะกั่วบัดกรีน้อยเกินไป โดยมีสาเหตุมาจากการปรับตั้งค่าการละลายของตะกั่วที่น้อยเกินไป ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 การบัดกรีตะกั่วที่ไม่สมบูรณ์ซึ่งมีตะกั่วบัดกรีน้อยเกินไป

#### 2.2.4 Splash

เป็นการเกิดรอยเขม่าที่เกิดจากการบัดกรีที่ไม่สมบูรณ์ ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างเส้นทองแดงที่เป็น splash

## 2.3 การประมวลผลภาพ

การประมวลผลภาพมีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพเพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้นและเพื่อเตรียมข้อมูลฉาก (scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ถึงกระบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็นสามกระบวนการ คือ กระบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพและการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณของภาพ เป็นต้น ขบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงคุณลักษณะที่สำคัญออกมาและขบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ

### 2.3.1 แบบจำลองระดับเทา (Gray scale model)

ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย  $f(x,y)$  โดยที่ขนาดของ  $f$  ที่ตำแหน่ง  $(x,y)$  คือ ความเข้มของภาพที่จุดนั้น ๆ โดยที่ค่า  $f(x,y)$  จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ดังนั้นสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (illumination component :  $i(x,y)$ ) และองค์ประกอบการสะท้อนแสง (reflectance component :  $r(x,y)$ ) โดยที่  $f(x,y)$  จากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสอง ดังสมการที่ (2.1)

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \quad (2.1)$$

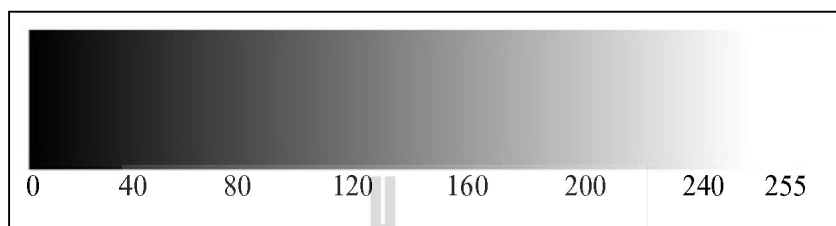
โดยที่  $f(x,y)$  คือ ค่าความเข้มของภาพที่ตำแหน่ง  $(x,y)$

$i(x,y)$  คือ องค์ประกอบความสว่างที่ตำแหน่ง  $(x,y)$

$r(x,y)$  คือ องค์ประกอบการสะท้อนแสงที่ตำแหน่ง  $(x,y)$

$(x,y)$  คือ จำนวนเต็มใด ๆ

เมื่อ  $i(x,y)$  ต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด  $r(x,y)$  ต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ  $f$  เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียวกัน ดังนั้นความเข้มของ  $f$  ที่ตำแหน่ง  $(x,y)$  เรียกว่าระดับเทา (grey level :  $I$ ) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วง  $L_{\min} \leq I \leq L_{\max}$  และเรียกช่วง  $[L_{\min}, L_{\max}]$  ว่าสเกลระดับเทา (gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น  $[0, L]$  โดยที่  $I$  เป็นศูนย์ คือ จุดภาพที่มีสีดำ และที่  $I$  เท่ากับ  $L$  คือจุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า  $I$  ระหว่างนี้จะแสดงระดับสีของสีเทาแสดงดังรูปที่ 2.5

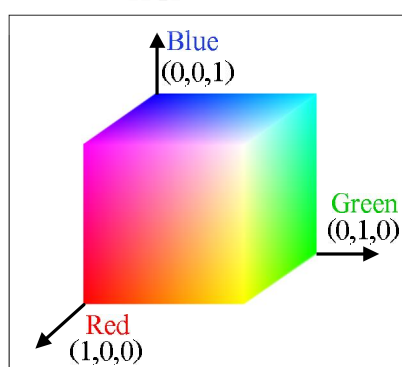


รูปที่ 2.5 ค่าระดับเทา

### 2.3.2 ปริภูมิสี

ความแตกต่างของปริภูมิสีเป็นข้อดีในการนำไปใช้งานที่หลากหลาย โดยการเลือกใช้ปริภูมิสีแบบใดแบบหนึ่งนั้นขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการใช้งาน เนื่องจากปริภูมิสีแต่ละแบบมีข้อจำกัดในการใช้งาน (Ahirwal et al., 2007) เช่น ในงานวิจัยนี้ได้เลือกปริภูมิสีที่สามารถแสดงลักษณะเด่นของเส้นทองแดงได้ดีกว่าปริภูมิสีอื่น ๆ ซึ่งสามารถดูได้ในบทที่ 3 โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ปริภูมิสีดังต่อไปนี้

1) ปริภูมิสี RGB (RGB color space) เป็นพื้นฐานของปริภูมิสีทั้งหมด ซึ่งปริภูมิสี RGB ใช้ตัวเลขสามแถบเป็นตัวแทนของสี ดังรูป 2.6



รูปที่ 2.6 แบบจำลองปริภูมิสี RGB

จากรูปปริภูมิสี RGB เป็นระบบพิกัดสามมิติมีองค์ประกอบของสีสามแกน คือ สีแดง (Red หรือ R) สีเขียว (Green หรือ G) และสีน้ำเงิน (Blue หรือ B) โดยปริภูมิสีนี้เป็นสีที่ใช้ในการแสดงผลของคอมพิวเตอร์ เนื่องจากมีลักษณะที่ใกล้เคียงกับพฤติกรรมของตามนุษย์มากที่สุด



2) ปริภูมิสี CMYK เป็นปริภูมิสีที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการพิมพ์ ซึ่งประกอบด้วยสีฟ้าอมเขียว (Cyan หรือ C) สีแดงอมม่วง (Magenta หรือ M) สีเหลือง (Yellow หรือ Y) และสีดำ (Key หรือ K) โดย CMYK หาได้จากการแปลงปริภูมิสี RGB ดังนี้

$$C = 1.0 - R - uK_b \quad (2.2)$$

$$M = 1.0 - G - uK_b \quad (2.3)$$

$$Y = 1.0 - B - uK_b \quad (2.4)$$

$$K = bK_b \quad (2.5)$$

เมื่อ  $K_b = \min\{1.0-R, 1.0-G, 1.0-B\}$ ,  $0.0 \leq u \leq 1.0$  และ  $0.0 \leq b \leq 1.0$

3) ปริภูมิสี CIE L\*a\*b เป็นปริภูมิสีที่ได้รับการพัฒนารูปแบบปริภูมิสีโดย CIE (Commission International de l' Eclairage) เพื่อเป็นมาตรฐานการวัดสีที่ครอบคลุมทุกปริภูมิสี RGB และ CMYK และสามารถใช้ได้กับสีที่เกิดจากอุปกรณ์ทุกประเภท เช่น จอคอมพิวเตอร์ เครื่องพิมพ์ เครื่องสแกน เป็นต้น สำหรับค่าสีของปริภูมิสี CIE L\*a\*b คือ การแยกสีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน ตามแม่สีของปริภูมิสี RGB ซึ่งช่วงค่าสีของปริภูมิสี CIE L\*a\*b มีความกว้างมากกว่า ปริภูมิสี RGB และค่อนข้างเที่ยงตรง โดยปริภูมิสี CIE L\*a\*b ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบหลัก

- ค่า  $L^*$  คือ ระดับความสว่างที่มีค่า 0 ถึง 100
- ค่า  $a^*$  คือ ระดับของสีจากสีเขียวไปถึงสีแดงที่มีค่า -120 ถึง +120
- ค่า  $b^*$  คือ ระดับของสีจากสีน้ำเงินไปถึงสีเหลืองที่มีค่า -120 ถึง +120

ปริภูมิสี CIE L\*a\*b สามารถหาได้จากการแปลงปริภูมิสี RGB โดยเริ่มจากการแปลงปริภูมิสี RGB เป็นปริภูมิสี XYZ ดังสมการที่ (2.6)

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.049 & 0.310 & 0.200 \\ 0.177 & 0.813 & 0.011 \\ 0.000 & 0.010 & 0.990 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

จากนั้นจึงนำค่าปริภูมิสี XYZ มาทำการแปลงเป็นปริภูมิสี CIE L\*a\*b ดังสมการ (2.7) – (2.9)

$$L^* = 116f(Y/Y_n) - 16 \quad (2.7)$$

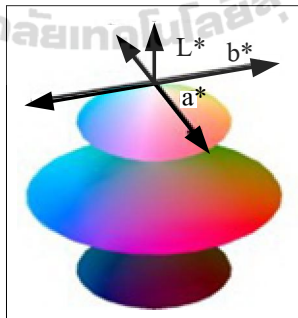
$$a^* = 500 \left[ f(X/X_n) - f(Y/Y_n) \right] \quad (2.8)$$

$$b^* = 200 \left[ f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n) \right] \quad (2.9)$$

โดยกำหนดให้

$$f(t) = t^{1/3} \quad ; t > 0.008856 \quad (2.10)$$

$$f(t) = 7.87t + 16/116 \quad ; t > 0.008856 \quad (2.11)$$



รูปที่ 2.7 แบบจำลองปริภูมิสี CIE L\*a\*b

4) ปริภูมิสี YIQ เป็นปริภูมิสีที่เป็นมาตรฐานในการใช้งานเพื่อแพร่สัญญาณภาพโทรทัศน์ในระบบ NTSC (National Television Committee) และกล้องวิดีโอที่มีควมคล้ายคลึงกับปริภูมิสี YUV (YUV color space) ซึ่ง Y คือ องค์ประกอบความส่องสว่าง (luminance component) I และ Q คือ องค์ประกอบสัญญาณสี (chrominance components) โดยที่ Y เป็นช่องสัญญาณ

ความส่องสว่าง I เป็นช่องสัญญาณสีแดง-สีน้ำเงินเขียว และ Q เป็นช่องสัญญาณสีม่วงแดง-สีเขียว ปริภูมิสี YIQ สามารถหาได้โดยการแปลงจากแบบจำลองสี RGB ดังสมการที่ (2.12)

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.523 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

โดยที่ ช่องสัญญาณ Y มีค่าอยู่ในช่วง [0, 1]

ช่องสัญญาณ I มีค่าอยู่ในช่วง [-0.596, 0.596]

ช่องสัญญาณ Q มีค่าอยู่ในช่วง [-0.523, 0.523]

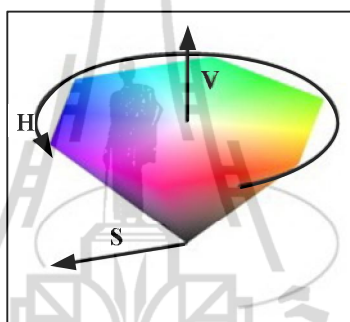
5) ปริภูมิสี HSV (hue saturation value) เป็นปริภูมิสีอีกระบบหนึ่งประกอบด้วย ช่องสัญญาณ H (hue) คือ ค่าความเข้มสี สามารถวัดได้จากมุมของแบบจำลองวงล้อปริภูมิสี HSV ช่องสัญญาณ S (saturation) คือ ค่าความอิ่มตัวของสี เป็นระดับความสดและความหมองที่เกิดขึ้นจากการผสมกัน และช่องสัญญาณ V (value) คือ ค่าความสว่างของสี

กำหนดให้ช่องสัญญาณ R G และ B มีค่าอยู่ในช่วง [0, 1] และกำหนดให้ค่า max หมายถึงค่าที่มากที่สุดของช่องสัญญาณ R G หรือ B และค่า min หมายถึงค่าที่น้อยที่สุดของช่องสัญญาณ R G หรือ B โดยปริภูมิสี HSV สามารถคำนวณได้จาก

$$H = \left\{ \begin{array}{ll} \text{undefined} & \text{if max} = \text{min} \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{\text{max} - \text{min}} + 0^\circ & \text{if max} = R \text{ and } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{\text{max} - \text{min}} + 360^\circ & \text{if max} = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \times \frac{B - R}{\text{max} - \text{min}} + 120^\circ & \text{if max} = G \\ 60^\circ \times \frac{R - G}{\text{max} - \text{min}} + 240^\circ & \text{if max} = B \end{array} \right\} \quad (2.13)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{If max} = 0 \\ \frac{\text{max} - \text{min}}{\text{max}} = 1 - \text{min} & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2.14)$$

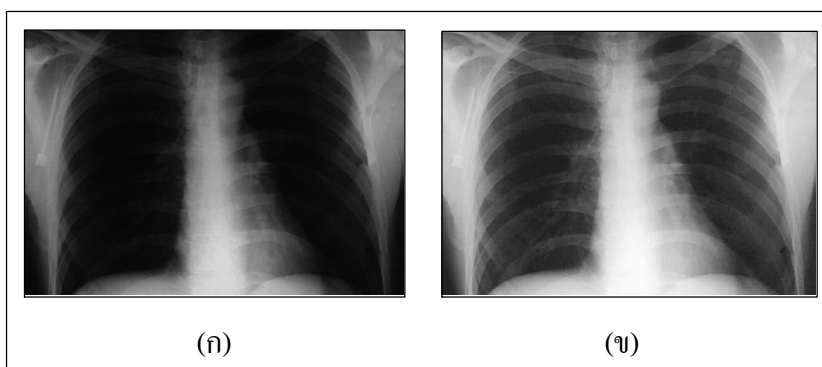
$$V = \text{max} \quad (2.15)$$



รูปที่ 2.8 แบบจำลองปริภูมิสี HSV

## 2.4 การปรับปรุงคุณภาพของภาพด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์

ตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์เป็นเทคนิคอีกอย่างหนึ่งที่ใช้ผลการแปลงฟูเรียร์ (fourier transform) สำหรับการปรับปรุงความสว่างของภาพโดยการขจัดความถี่ต่ำ (low frequencies) และการขยายความถี่สูง (high frequencies) ในโดเมนความถี่ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างการใช้ตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์ในภาพระดับเทา (ก) ภาพต้นแบบ (Gonzalez and Woods, 2008) (ข) ผลของการกรอง

กำหนดให้ภาพมีรูปแบบฟังก์ชันเป็น  $f(x,y)$  โดยมีค่าหรือแอมพลิจูด (amplitude) ของ  $f$  ที่ตำแหน่ง  $(x,y)$  มีค่าเป็นจำนวนเต็มบวก โดย  $f(x,y)$  ต้องไม่เป็นศูนย์และมีขอบเขตจำกัด นั่นคือ  $0 < f(x,y) < \infty$  โดยปกติฟังก์ชัน  $f(x,y)$  จะประกอบด้วยความสว่าง (illumination) และความสะท้อน (reflectance) ซึ่งแทนด้วยฟังก์ชัน  $i(x,y)$  และ  $r(x,y)$  ตามลำดับ และฟังก์ชันทั้งสองสามารถนำมาแสดงเป็นสมการที่ (2.16)

$$f(x,y) = i(x,y)r(x,y) \quad (2.16)$$

เมื่อ  $0 < i(x,y) < \infty$  และ  $0 < r(x,y) < 1$  จากสมการด้านบนไม่สามารถคำนวณองค์ประกอบความถี่ (frequency components) ของความสว่างและความสะท้อนได้โดยตรงเพราะเมื่อแปลงฟูริเยร์แล้วจะได้ออกมาเพียงค่าเดียว ดังนั้นต้องคำนวณแยกกันด้วยการใช้ลอการิทึม (logarithm) จะได้สมการดังนี้

$$\ln f(x,y) = \ln i(x,y) + \ln r(x,y) \quad (2.17)$$

ทำการแปลงฟูริเยร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Fourier Transform หรือ DFT) ทั้งสองข้างได้เป็น

$$\mathfrak{F}\{\ln f(x,y)\} = \mathfrak{F}\{\ln i(x,y)\} + \mathfrak{F}\{\ln r(x,y)\} \quad (2.18)$$

หรือเขียนในรูป

$$Z(u,v) = F_i(u,v) + F_r(u,v) \quad (2.19)$$

เมื่อ  $F_i(u,v)$  และ  $F_r(u,v)$  เป็นผลการแปลงฟูริเยร์ของ  $\ln i(x,y)$  และ  $\ln r(x,y)$  ตามลำดับ สามารถแทนตัวกรอง (filter)  $Z(u,v)$  ด้วยการใช้ตัวกรอง  $H(u,v)$  ดังนี้

$$S(u,v) = H(u,v)Z(u,v) \quad (2.20)$$

$$S(u,v) = H(u,v)F_i(u,v) + H(u,v)F_r(u,v) \quad (2.21)$$

ขณะนี้สามารถนำตัวกรองไปหาด้วยฟังก์ชัน  $H(u,v)$  คือ

$$H(u,v) = (\gamma_H - \gamma_L) \left[ 1 - e^{-C \left[ D^2(u,v)/D_0^2 \right]} \right] + \gamma_L \quad (2.22)$$

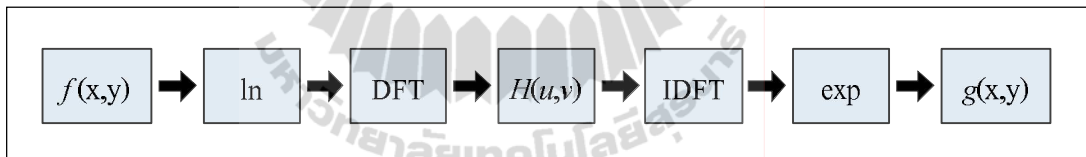
กำหนดให้  $\gamma_H$  คือ ขนาดของตัวกรองที่ความถี่สูงโดยกำหนดให้  $\gamma_H > 1$

$\gamma_L$  คือ ขนาดของตัวกรองที่ความถี่ต่ำโดยกำหนดให้  $\gamma_L < 1$

$C$  คือ พารามิเตอร์ที่ควบคุมความชันของขนาดตัวกรอง โดยกำหนดให้  $C = 1$

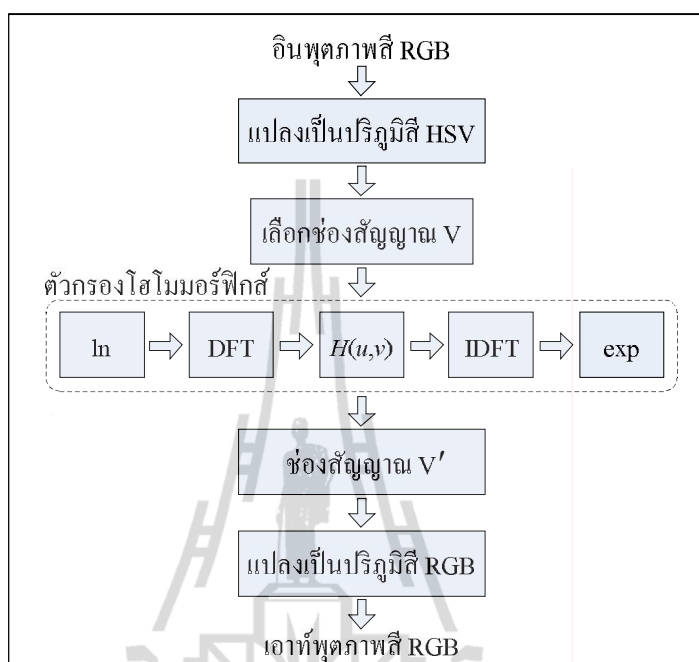
$D_0$  คือ ขอบเขตความถี่ (cutoff frequency)

ต่อมาทำการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่องผกผัน (Inverse Discrete Fourier Transform หรือ IDFT) และยกกำลังทั้งสองข้าง (exponential) จะได้ภาพที่ถูกปรับปรุงคุณภาพ  $g(x,y)$  ซึ่งมีขั้นตอนโดยสรุป ดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ขั้นตอนดำเนินการโดยสรุปของตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์

การปรับปรุงภาพด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์ที่กล่าวมาเป็นการปรับปรุงในภาพระดับเทา ซึ่งไม่เหมาะสมต่อการนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ เพราะไม่สามารถแสดงลักษณะที่ชัดเจนขององค์ประกอบที่ต้องการได้ ในขณะที่การนำภาพสีที่เป็นปริภูมิสี RGB ไปปรับปรุงความสว่างภาพด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์อาจทำให้ภาพมีสีที่ผิดเพี้ยนไป เนื่องจากค่าความสว่างที่ไม่ได้แยกออกจากค่าสีในแต่ละช่องสัญญาณ ในขณะที่ปริภูมิสี HSV ซึ่งประกอบด้วย ค่าความเข้มของสี ค่าความอิ่มตัวของสี และค่าความสว่างของสี จะเห็นได้ว่าระบบสีนี้มีการแยกแยะระหว่างค่าสีและค่าความสว่างของสีอย่างสมบูรณ์ (Jie et al., 2009) โดยขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของภาพสีด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์แสดงดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 ขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพของภาพสีด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์โดยใช้ปริภูมิสี HSV

จากขั้นตอนในรูปที่ 2.11 เมื่อนำอินพุตภาพสี RGB ไปแปลงเป็นปริภูมิสี HSV และเลือกช่องสัญญาณ V นำเข้าสู่การคำนวณของกระบวนการตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์ ซึ่งจะได้ช่องสัญญาณใหม่ คือ  $V'$  แล้วทำการรวมช่องสัญญาณแต่ละส่วนเป็นปริภูมิสี HSV ใหม่ และนำมาแปลงกลับเป็นปริภูมิสี RGB ดั้งเดิม จะได้ภาพที่ได้รับการปรับปรุงคุณภาพดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ตัวอย่างการใช้ตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์ในภาพสี (ก) ภาพต้นแบบ  
(Nnolim and Lee, 2008) (ข) ผลของการกรอง

## 2.5 การแยกส่วนภาพ

การแยกส่วนภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Gonzalez and Woods, 2008) คือ การแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย โดยส่วนใหญ่วิธีการแยกส่วนภาพแบ่งออกได้เป็น 2 วิธี ได้แก่ มาตรฐานการหาขีดเริ่มเปลี่ยน (thresholding-based method) และวิธีมาตรฐานเชิงพื้นที่ (spatial-based method) โดยเฉพาะวิธีมาตรฐานการหาขีดเริ่มเปลี่ยนเป็นวิธีที่ง่ายและนิยมใช้งานในงานวิจัยต่าง ๆ (Nabizadeh et al., 2010) เช่นเดียวกับงานวิจัยชิ้นนี้ได้เลือกใช้วิธีดังกล่าวด้วย

วิธีมาตรฐานการหาขีดเริ่มเปลี่ยนจะได้ภาพที่แบ่งพื้นที่ของภาพออกเป็นสองส่วน ได้แก่ พื้นหน้า (foreground) และพื้นหลัง (background) ซึ่งก็คือภาพขาวดำ (binary image) ที่ได้มาจากภาพระดับเทา โดย  $T$  เป็นเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold criterion) และ  $f(x, y)$  เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยนโดยมีค่าระดับเทาของจุดภาพที่  $(x, y)$  ซึ่งจะได้ภาพที่หาขีดเริ่มเปลี่ยนเป็น  $g(x, y)$  โดยมีค่าดังสมการที่ (2.23)

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.23)$$

สำหรับในกรณีการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับ (multi-level thresholding) จะมีความยากในการแบ่งส่วนภาพมากยิ่งขึ้นเพราะมีความซับซ้อนของภาพ ซึ่งการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับในงานวิจัยส่วนใหญ่จะใช้ 2 วิธี คือ วิธีของ Otsu (otsu's method) และวิธีเคมีน (K-mean method) (Liu and Yu, 2009) ซึ่งทั้งสองวิธีต่างกันตรงที่วิธีของ Otsu เป็นวิธีหาค่าที่เหมาะสมแบบวงกว้าง (global optimum method) แต่วิธีเคมีนเป็นการเป็นวิธีหาค่าที่เหมาะสมแบบเฉพาะที่ (local optimum method) การเลือกใช้ทั้งสองวิธีขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของแต่ละงาน โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีของ otsu เนื่องจากภาพที่ได้ก่อนการหาขีดเริ่มเปลี่ยนมีความซับซ้อนน้อยจึงเหมาะสมกับการนำมาใช้โดยวิธีของ otsu มีรายละเอียดดังนี้

### 2.5.1 การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี Otsu (Multilevel Thresholding using otsu's method)

วิธีของ otsu เป็นการพิจารณาคูณสมบัติทางสถิติของภาพเพื่อเลือกค่าของขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม (Nabizadeh et al., 2010) ซึ่งจะใช้ฮิสโตแกรมระดับเทาในการหาขีดเริ่มเปลี่ยน



โดยนำมาคำนวณหาค่าความแปรปรวนระหว่างคลาส (between-class variance :  $\sigma_B^2$ ) และค่าความแปรปรวนวงกว้าง (global covariance :  $\sigma_G^2$ ) เมื่อกำหนดให้ภาพมีขนาด  $M \times N$  มีค่าระดับเทาเป็น  $L$  มีขอบเขตที่ 0 ถึง  $L-1$  และมีจำนวนจุดภาพทั้งหมดเป็น  $MN$  โดยที่  $n_i$  แทนจำนวนจุดภาพระดับเทาที่  $i$  จะได้  $MN = n_0 + n_1 + n_2 + \dots + n_{L-1}$  เมื่อหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่  $K$  คลาส คือ  $C_1, C_2, \dots, C_k$  สามารถหาค่าความแปรปรวนทั้งสองได้จากสมการที่ (2.24) และ (2.25) (Gonzalez and Woods, 2008) ดังนี้

$$\sigma_B^2 = \sum_{k=1}^K P_k (m_k - m_G)^2 \quad (2.24)$$

$$\sigma_G^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - m_G)^2 p_i \quad (2.25)$$

เมื่อ  $P_k$  คือ ความน่าจะเป็นในแต่ละคลาสโดยมีค่าเป็น  $P_k = \sum_{i \in C_k} p_i$

$m_k$  คือ ค่าเฉลี่ยในแต่ละคลาสโดยมีค่าเป็น  $m_k = \frac{1}{P_k} \sum_{i \in C_k} ip_i$

$m_G$  คือ เป็นค่าเฉลี่ยวงกว้างโดยมีค่าเป็น  $m_G = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i$

$p_i$  คือ ค่าความน่าจะเป็นที่ระดับเทาโดยมีค่าเป็น  $p_i = \frac{n_i}{MN}$

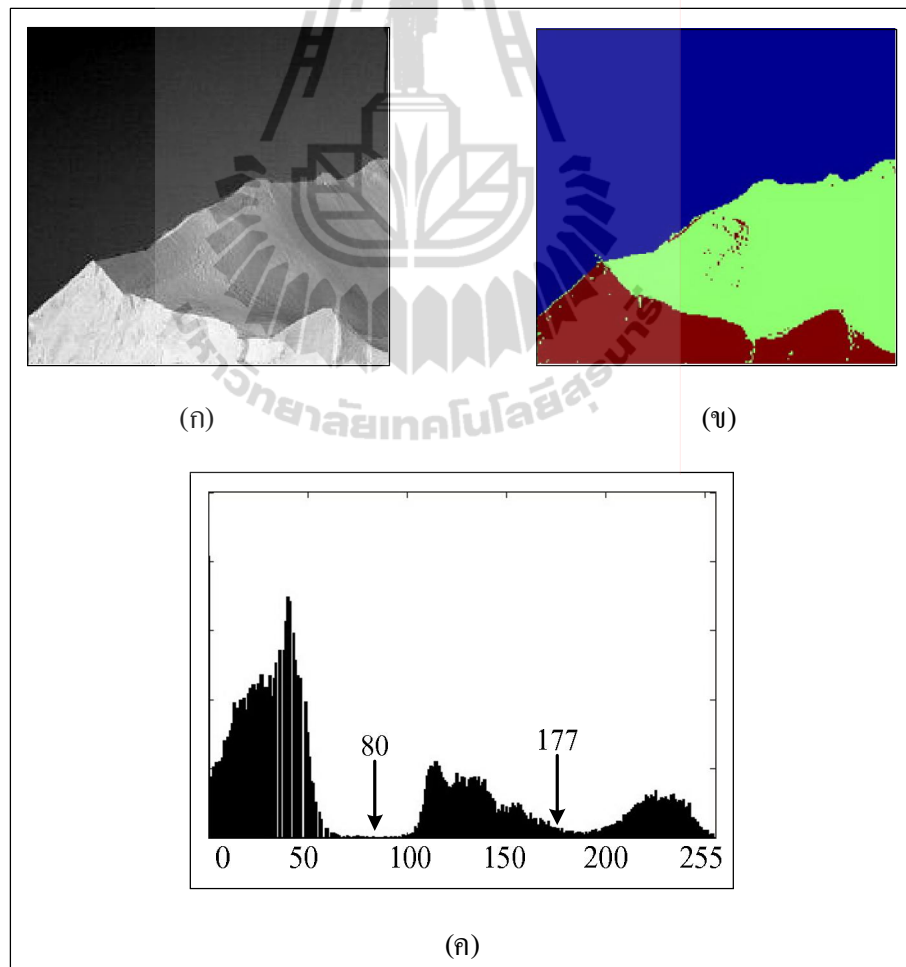
ในกรณีของ  $K$  คลาสเพื่อให้ได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม คือ  $k_1^*, k_2^*, \dots, k_{K-1}^*$  ต้องให้ได้ค่าความแปรปรวนระหว่างคลาสมากที่สุด จะได้ดังสมการที่ (2.26)

$$\sigma_B^2(k_1^*, k_2^*, \dots, k_{K-1}^*) = \max_{0 < k_1 < k_2 < \dots < k_{K-1} < L-1} \sigma_B^2(k_1^*, k_2^*, \dots, k_{K-1}^*) \quad (2.26)$$

เมื่อได้ค่าความแปรปรวนทั้งสองค่าสามารถนำมาหามาตรวัดการแยกออกจากกัน (separability measure :  $\eta$ ) ได้ดังนี้

$$\eta(k_1^*, k_2^*, \dots, k_{K-1}^*) = \frac{\sigma_B^2(k_1^*, k_2^*, \dots, k_{K-1}^*)}{\sigma_G^2} \quad (2.27)$$

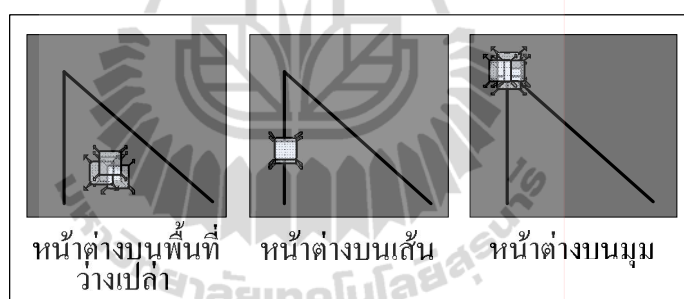
มาตรวัดการแยกออกจากกันเป็นค่าที่ใช้ในการแยกคลาสโดยมีค่าตั้งแต่  $0 \leq \eta(k^*) \leq 1$  โดยรูปที่ 2.13 เป็นตัวอย่างของการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี Otsu โดยแบ่งออกเป็น 3 คลาส จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่เหมาะสม  $k_1^* = 80$  และ  $k_2^* = 177$  และมีมาตรวัดการแยกออกจากกันเท่ากับ  $\eta = 0.954$



รูปที่ 2.13 การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี Otsu (ก) ภาพต้นแบบ (Gonzalez and Woods, 2008) (ข) ผลของการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแบ่งออกเป็นสามคลาส (ค) ฮิสโตแกรมของค่าระดับเทา

## 2.6 การตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริส (Harris corner detector)

การตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริสเป็นที่นิยมใช้อย่างกว้างขวางเนื่องจากมีความซับซ้อนในการคำนวณที่ต่ำและมีความยืดหยุ่นต่อการหมุนและการเลื่อนของภาพ รวมไปถึงการเปลี่ยนแปลงของแสง (Ardizzone et al., 2009) ซึ่งมีหลักการทำงาน คือ ตัวตรวจหามุมจะเปรียบเสมือนหน้าต่างเล็ก ๆ ที่คอยตรวจหาการเปลี่ยนแปลงของค่าความเข้ม (change of intensity) ด้วยการเคลื่อนที่ของหน้าต่างซึ่งยกตัวอย่างได้เช่น ถ้าหน้าต่างอยู่บนพื้นที่ว่างเปล่า (flat area) การเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มก็จะไม่มีการเปลี่ยนแปลง เพราะการเคลื่อนที่ของหน้าต่างพบค่าความเข้มที่ไม่แตกต่าง ถ้าหน้าต่างอยู่บนเส้น (edge) ค่าความเข้มจะมีเพียงทิศทางเดียวโดยมีการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มตามแนวของเส้น แต่ถ้าหน้าต่างอยู่บนมุมการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มจะสูงเพราะมีค่าความเข้มที่แตกต่างกันทุกทิศทาง ดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 หลักการทำงานตัวตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริส

การคำนวณหาการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้ม ( $E$ ) สามารถหาได้จากภาพระดับเทา ( $I$ ) โดยมีการเปลี่ยนแปลงความเข้มในทิศทาง  $(u, v)$  ซึ่งหาได้จากสมการ

$$E = [u \ v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

เมื่อ  $M$  คือ เมทริกซ์ที่มีขนาด  $2 \times 2$  ซึ่งได้จากการคำนวณอนุพันธ์ของภาพดังนี้

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

เมื่อ  $I_x$  คือ ค่าอนุพันธ์ในแนวแกน  $x$   $I_y$  คือ ค่าอนุพันธ์ในแนวแกน  $y$  และ  $w(x,y)$  คือ ฟังก์ชันน้ำหนักต่าง เนื่องจากเมทริกซ์  $M$  เป็นเมทริกซ์สหสัมพันธ์อัตโนมัติ (autocorrelation matrix) จะได้ผลจากการคำนวณเป็นไอเกนมาสองค่า คือ  $\lambda_1$  และ  $\lambda_2$  ต่อมาหามุมที่ตอบสนองจาก

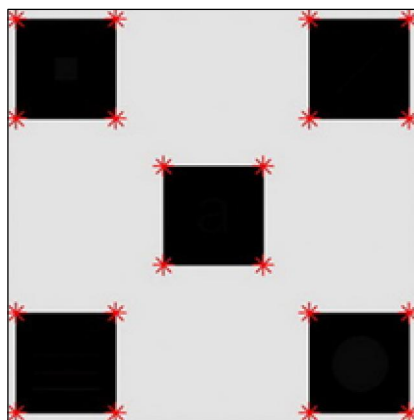
$$R = \det(M) - K(\text{trace } M)^2 \quad (2.30)$$

โดยที่  $\det(M) = \lambda_1 \lambda_2$  ซึ่ง  $K$  เป็นค่าคงที่เท่ากับ 0.04 และ  $\text{trace } M = \lambda_1 + \lambda_2$  จะเห็นได้ว่าค่า  $R$  แปรผันตามค่าไอเกนทั้งสองค่า ดังนั้นเราจะนำค่าไอเกนไปพิจารณาว่าจุดดังกล่าวเป็นมุมหรือไม่ได้ดังนี้

เป็นมุม : ถ้า  $\lambda_1$  และ  $\lambda_2$  มีค่ามาก  $\lambda_1 \sim \lambda_2$  และ  $E$  มีค่ามากในทุกทิศทาง

เป็นเส้น : ถ้า  $\lambda_1 \gg \lambda_2$  หรือ  $\lambda_2 \gg \lambda_1$

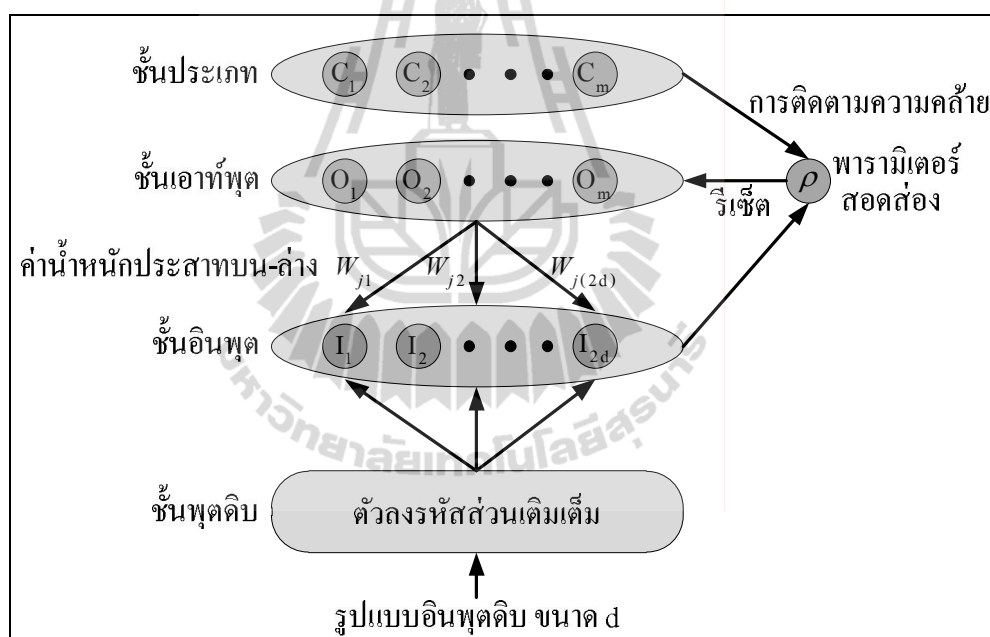
เป็นพื้นที่ว่างเปล่า : ถ้า  $\lambda_1$  และ  $\lambda_2$  มีค่าน้อยและ  $E$  มีค่าใกล้เคียงค่าคงที่



รูปที่ 2.15 ตัวอย่างการตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริส (Gonzalez and Woods, 2008)

## 2.7 การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย

การส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย (Simplifies Fuzzy ARTMAP หรือ SFAM) เป็นเครือข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่ง ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซี (Fuzzy Artmap หรือ FAM) ถูกออกแบบโดย Kasuba (1993) โครงสร้างของ SFAM จะถูกลดความซ้ำซ้อน (redundancy) ทำให้มีความเร็วของการคำนวณที่รวดเร็วกว่า FAM สถาปัตยกรรม SFAM โดยพื้นฐานมีชั้นเครือข่ายสองชั้น คือ ชั้นอินพุต (input layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) ซึ่งแสดงดังรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 โครงสร้างสถาปัตยกรรมการส่งผ่านทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวด้วยฟัซซีอย่างง่าย

เมื่อมีการป้อนข้อมูลอินพุตดิบไปยังเครือข่าย ข้อมูลอินพุตดิบจะถูกส่งไปยังตัวกรองรหัสส่วนเติมเต็ม (complement coder) อินพุตที่ถูกกรองรหัสส่วนเติมเต็ม จะขยายออกเป็นสองเท่าของขนาดเดิม อินพุตเวกเตอร์ที่ถูกกรองรหัสส่วนเติมเต็ม เรียกว่า  $I$  และจะถูกส่งไปยังชั้นอินพุต ในส่วนค่าน้ำหนักประสา (weights) มาจากแต่ละจุดของประเภทเอาต์พุต (output nodes) ซึ่งเคลื่อนที่ลงมาในส่วนชั้นอินพุต ในขณะที่ชั้นประเภ (category layer) เป็นชั้นที่มีจำนวนประเภท ซึ่งมาจากเครือข่ายที่ได้รับการเรียนรู้ พารามิเตอร์สอดคล้อง (vigilance parameter :  $\rho$ ) และการติดตามความคล้าย (match tracking) เป็นกลไกของสถาปัตยกรรมในเครือข่ายสำหรับใช้ก่อนการทดสอบเครือข่าย

ในการทดสอบเครือข่ายจะกำหนดค่า  $\rho$  ซึ่งเป็นค่าที่ถูกกำหนดสามารถปรับได้ตั้งแต่ 0 ถึง 1 โดย  $\rho$  จะไปควบคุมขนาดของชั้นเอาต์พุต โดยส่วนใหญ่การปรับ  $\rho$  ให้มีค่าสูงทำให้เครือข่ายมีประสิทธิภาพในการจำแนกที่ดีขึ้น ในขณะที่กลไกการติดตามความคล้ายจะแสดงการทำงานตามการปรับค่า  $\rho$  เช่น เมื่อจุดเอาต์พุตที่ถูกเลือกไม่สามารถนำไปแทนประเภทเอาต์พุตที่เหมือนกันได้ ทำให้มีการเรียกใช้งานการติดตามความคล้ายเกิดขึ้น

### 2.7.1 กระบวนการฝึกสอน (Training procedure)

กระบวนการฝึกสอนของ SFAM (Rajasekaran and Pai, 2006) มีรูปแบบขั้นตอนการดำเนินการดังนี้

- 1) ปรับตั้งค่าพารามิเตอร์สตอสองให้มีค่า  $0 < \rho < 1$
- 2) จากค่าองค์ประกอบหลัก ( $a_i$ ) ที่ได้จากการฉายเวกเตอร์ลักษณะนำไปเป็นอินพุตของเครือข่าย จะได้  $I_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{id})$  ของมิติ  $d$  และเป็นอินพุตของประเภท  $C_i$
- 3) คำนวณหาอินพุตเวกเตอร์แต่งเติม (augmented input vector)

$$I_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{id}, 1-a_{i1}, 1-a_{i2}, \dots, 1-a_{id}) \quad (2.31)$$

- 4) ถ้า  $I_i$  เป็นอินพุตแรกของเครือข่ายจะถูกกำหนดให้กลายเป็นค่าน้ำหนักประสาทบน-ล่าง (top-down weight)

- 5) คำนวณหาฟังก์ชันการทำงาน (activation function)

$$T_j(I_i) = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \quad (2.32)$$

เมื่อ  $W_j$  คือ ค่าน้ำหนักประสาทบน-ล่าง (top-down weight)

$\alpha$  คือ ค่าที่เข้าใกล้ศูนย์โดยปกติมีค่าประมาณ 0.0000001

- 6) หาผู้ชนะจากค่าฟังก์ชันการทำงานที่สูงที่สุด

$$T_k(I_i) = \max_j T_j(I_i) \quad (2.33)$$

ในการป้อนอินพุตตัวแรก จะข้ามไปยังขั้นตอนที่ 9

7) คำนวณหาฟังก์ชันคล้าย (match function) ของผู้ชนะที่จุด  $k$  จาก

$$MF_k(I_i) = \frac{|I_i \wedge W_j|}{|I_i|} \quad (2.34)$$

8) ตรวจสอบเงื่อนไขเรโซแนนซ์

ถ้า  $MF_k(I_i) > \rho$  และ  $C_i$  เป็นประเภทเดียวกันทำให้  $C_k$  จะถูกเชื่อมโยง  $W_k$  ต่อมา  
ทำการปรับปรุง (update) เวกเตอร์น้ำหนักประสาท ด้วยสมการ

$$W_j^{new} = \beta(I \wedge W_j^{old}) + (1-\beta)W_j^{old} \quad (2.35)$$

เมื่อกำหนดให้  $\beta = 1$  จะได้

$$W_k^{new} = I \wedge W_k^{old} \quad (2.36)$$

ถ้า  $MF_k(I_i) > \rho$  และ  $C_i$  ไม่เป็นประเภทเดียวกันทำให้  $C_k$  จะไม่ถูกเชื่อมโยงกับ  
 $W_k$  ดังนั้นต้องปรับค่า  $\rho$  ใหม่ ด้วยการเพิ่มค่า  $\varepsilon$  เพียงเล็กน้อยดังสมการ

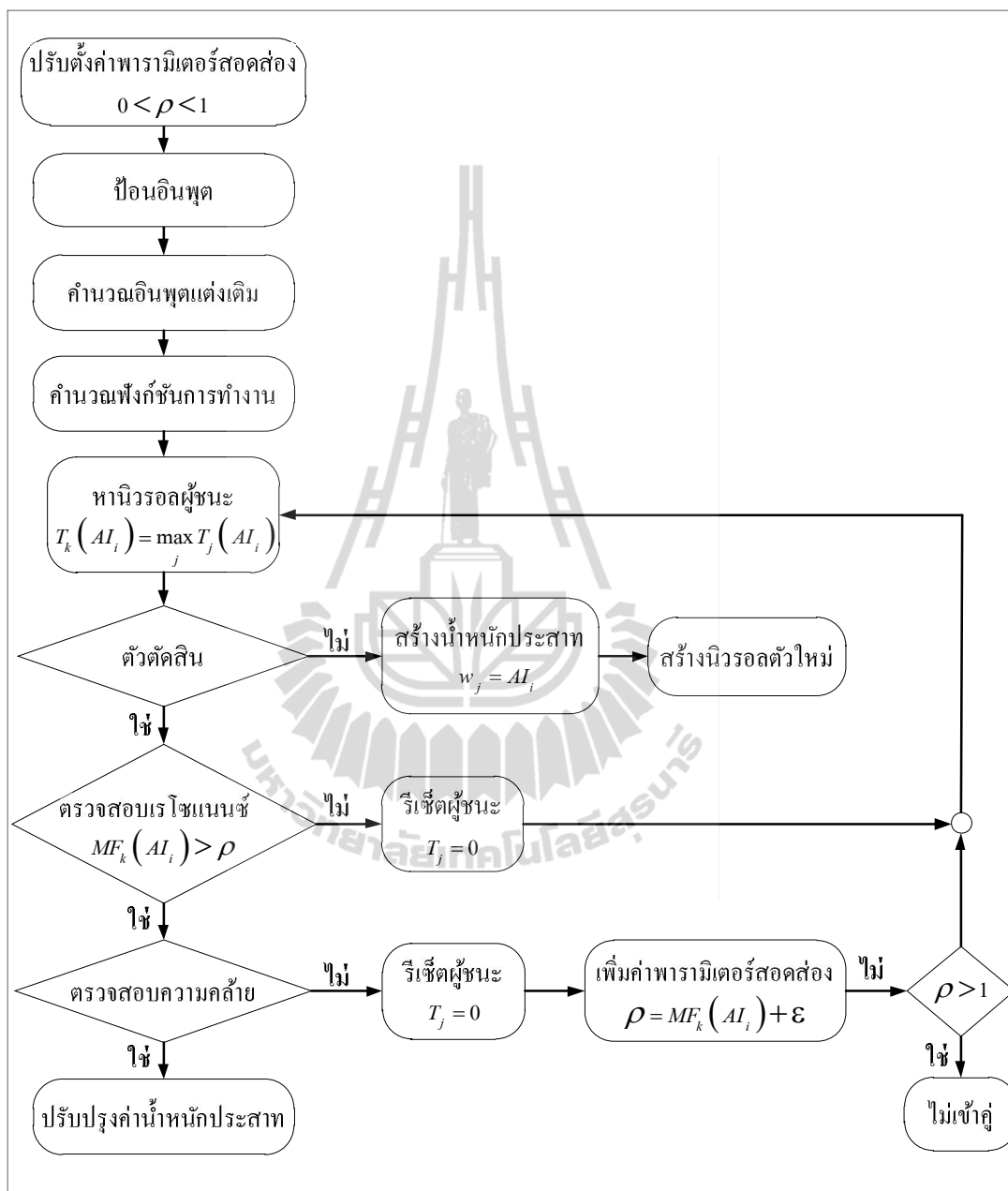
$$\rho = MF_k(I_i) + \varepsilon \quad (2.37)$$

ต่อมารีเซ็ต (reset) ผู้ชนะตัวเก่าและย้อนไปยังขั้นตอนที่ 6 และหาผู้ชนะตัวถัดไป ถ้า  $\rho > 1$   
ให้ย้อนกลับไปทำขั้นตอนที่ 1

ถ้า  $MF_k(I_i) > \rho$  จะรีเซ็ตผู้ชนะตัวเก่าและย้อนไปยังขั้นตอนที่ 6 และหาผู้ชนะ  
ตัวถัดไป

9) สร้างค่าน้ำหนักประสาทบน-ล่าง ของผู้ชนะที่จุด  $k$

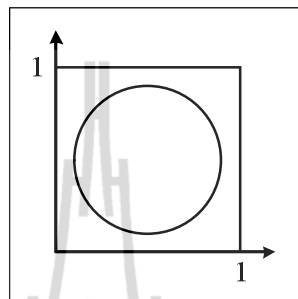
จากกระบวนการการฝึกสอนทั้งหมดสามารถเขียน โครงสร้างได้ดังรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 โครงสร้างการทำงานของ การฝึกสอน SFAM



### 2.7.2 ตัวอย่างการจำลองการทำงานของ SFAM



รูปที่ 2.18 ปัญหาวงกลมในสี่เหลี่ยมจัตุรัส

ตัวอย่างการจำลองการทำงานของ SFAM สามารถจำลองการทำงานในรูปแบบปัญหาวงกลมในสี่เหลี่ยมจัตุรัส ดังรูปที่ 2.18 ซึ่งปัญหานี้เป็นปัญหามาตรฐานในการประเมินประสิทธิภาพสถาปัตยกรรมโครงข่ายนิวรอล ในการทดสอบประสิทธิภาพโครงข่าย SFAM เรานำอินพุตไปทำการฝึกสอน โดยกำหนดให้เป็นจุด  $(x, y)$  และมีประเภทด้วยกันสองประเภท คือ IN เป็นประเภทที่อยู่ภายในวงกลม และ OUT เป็นประเภทที่อยู่ภายนอกวงกลม ซึ่งประกอบด้วยการฝึกสอน (training) และการจำแนก (classification) สามารถแสดงตัวอย่างได้ดังนี้

#### 1) การฝึกสอน

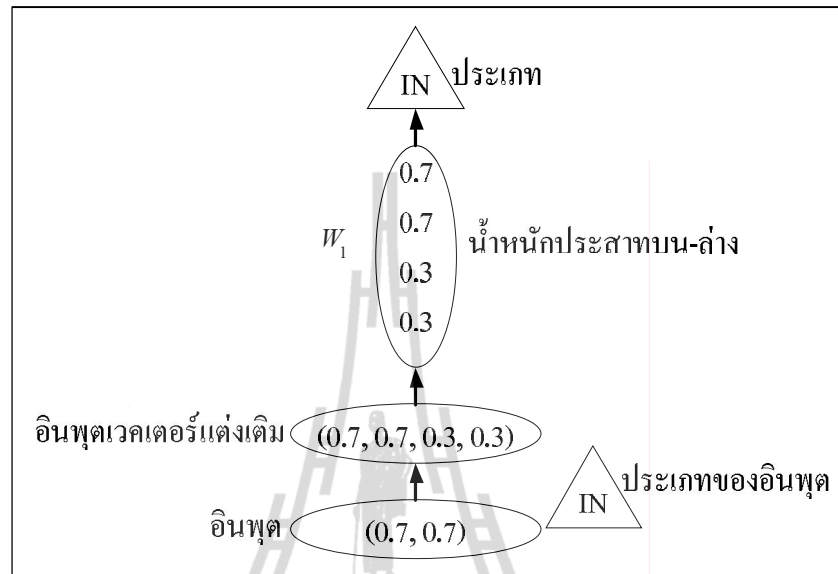
- การฝึกสอนอินพุต  $(0.7, 0.7)$  ประเภท IN

พิจารณาที่จุด  $(0.7, 0.7)$  ให้เป็นอินพุต  $I$  ซึ่งอยู่ในประเภท IN

ส่วนเติมเต็มของ  $I = (1-0.7, 1-0.7) = (0.3, 0.3)$

อินพุตแต่งเติมของ  $I = (0.7, 0.7, 0.3, 0.3)$

เนื่องจาก  $I$  เป็นอินพุตแรกที่ได้ป้อนให้กับโครงข่าย ดังนั้นค่าน้ำหนักประสาทบน-ล่างจะมีค่าเท่ากับอินพุตแต่งเติม นั่นคือ  $W_1 = (0.7, 0.7, 0.3, 0.3)$  ในส่วนของฟังก์ชันการทำงานไม่ต้องคำนวณเพราะว่าเป็นอินพุตประเภท IN ชุดแรกที่ถูกป้อนให้กับโครงข่าย ซึ่งสามารถแสดงโครงข่าย ดังรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.7, 0.7) ประเภท IN

- การฝึกสอนอินพุต (0.3, 0.8) ประเภท IN

พิจารณาที่จุด (0.7, 0.7) ให้เป็นอินพุต  $I$  ซึ่งอยู่ในประเภท IN

ส่วนเติมเต็มของ  $I = (0.7, 0.2)$

อินพุตแต่งเติมของ  $I = (0.7, 0.7, 0.3, 0.3)$

จากฟังก์ชันการทำงาน  $T_1(I) = \frac{|I \wedge W_1|}{\alpha + |W_1|}$  โดยที่  $\alpha = 0.0000001$

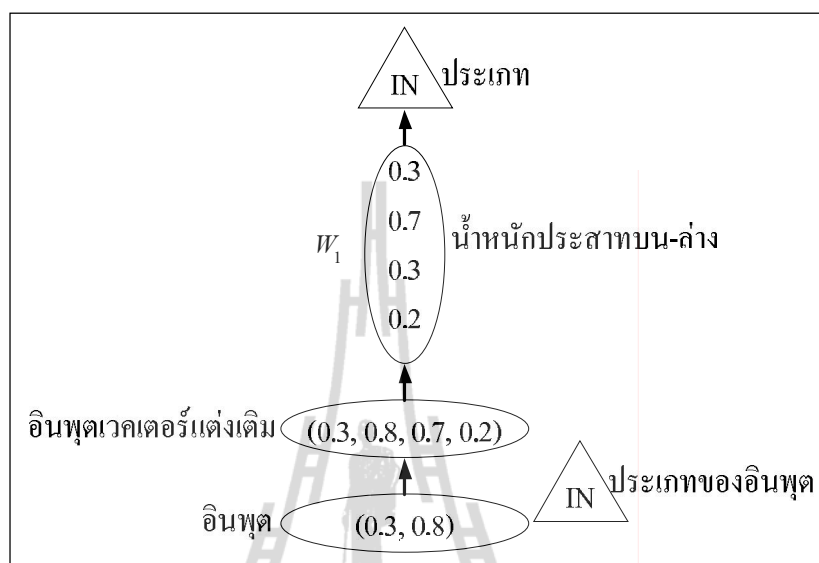
$$= \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.8 \\ 0.7 \\ 0.2 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix}} = \frac{1.5}{0.0000001 + 2} = 0.7499$$

$$\text{จากฟังก์ชันคล้าย } MF(I) = \frac{|I \wedge W_1|}{|I|} = \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.8 \\ 0.7 \\ 0.2 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix}} = \frac{1.5}{2} = 0.75$$

การฝึกสอนของโครงข่ายนี้ เรากำหนดให้พารามิเตอร์สอดคล้องเท่ากับ 0.7 ( $\rho=0.7$ ) จากการหาฟังก์ชันคล้ายจะได้ค่ามากกว่าค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ดังนั้นอินพุต  $I$  ที่เป็นประเภท IN จุดนี้จะมีค่าน้ำหนักประสาทเป็น  $W_1$  ซึ่งเหมาะสมเพียงพอต่อการเรียนรู้ จึงต้องปรับค่าน้ำหนักประสาทใหม่ ซึ่งแสดงไว้ในสมการที่ (2.36) ที่ค่า  $\beta=1$  จะได้

$$\text{ค่าน้ำหนักประสาทใหม่ } W_1^{new} = |I \wedge W_1^{old}| = \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.8 \\ 0.7 \\ 0.2 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.3 \end{bmatrix} = (0.3, 0.7, 0.3, 0.2)$$

สามารถแสดงโครงข่ายได้ดังรูปที่ 2.20

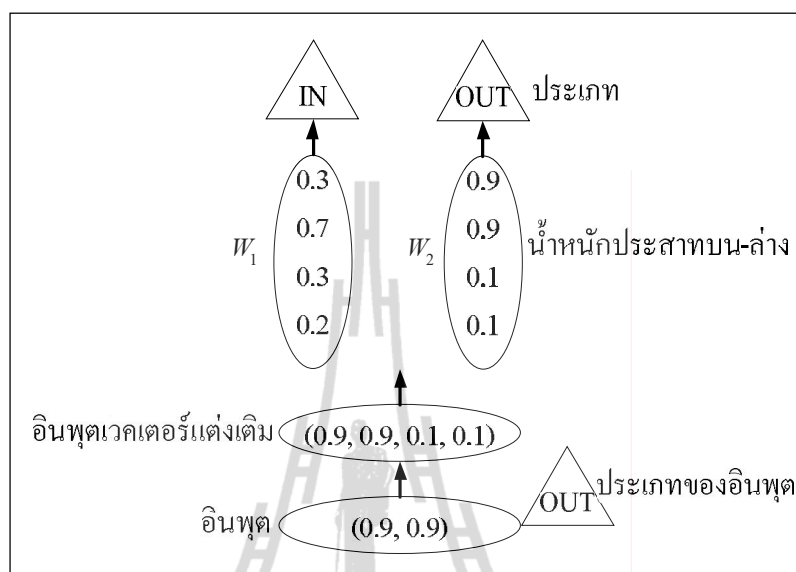


รูปที่ 2.20 โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.3, 0.8) ประเภท IN

- การฝึกสอนอินพุต (0.9, 0.9) ประเภท OUT

พิจารณาที่จุด (0.9, 0.9) ให้เป็นอินพุต  $I$  ซึ่งอยู่ในประเภท OUT

เนื่องจากอินพุตชุดนี้เป็นประเภทใหม่ ต้องคำนวณวนรอบใหม่ตั้งแต่ที่จุด (0.7, 0.7) โดยมีค่าน้ำหนักประสาทบน-ล่าง เป็น  $w_2 = (0.9, 0.9, 0.1, 0.1)$  เช่นเดียวกันกับตัวอย่างที่ 1.1 อินพุตชุดนี้เป็นประเภท OUT ซึ่งเป็นข้อมูลชุดแรกของโครงข่าย ดังนั้นจึงไม่ต้องคำนวณฟังก์ชันการทำงาน โดยจะได้โครงข่ายดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.9, 0.9) ประเภท OUT

- การฝึกสอนอินพุต (0.7, 0.9) ประเภท OUT

พิจารณาที่จุด (0.7, 0.9) ให้เป็นอินพุต  $I$  ซึ่งอยู่ในประเภท OUT

ส่วนเติมเต็มของ  $I = (0.7, 0.9)$

อินพุตแต่งเติมของ  $I = (0.7, 0.9, 0.3, 0.1)$

เนื่องจากมีน้ำหนักประสาทด้วยกันสองโหนด จึงต้องทำการเลือกน้ำหนักประสาทใดมีการเรียนรู้ที่เหมาะสมเพียงพอต่ออินพุตตัวใหม่ โดยเราจะคำนวณฟังก์ชันการทำงานของน้ำหนักประสาททั้งสองว่าน้ำหนักประสาทใดมีค่ามากที่สุด สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$T_1(I) = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{1.4}{1.5000001} = 0.9333$$

$$T_2(I) = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{1.8}{2.0000001} = 0.8999$$

จากการคำนวณฟังก์ชันการทำงานของน้ำหนักระสาททั้งสองโหนด จะได้ค่าฟังก์ชันการทำงานที่  $w_1$  มากที่สุด ดังนั้น  $w_1$  จึงถูกเลือกให้เป็นการเรียนรู้ใหม่และนำไปคำนวณฟังก์ชันคล้ายได้เป็น

$$\text{ฟังก์ชันคล้ายที่ } w_1 = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{1.4}{2} = 0.7$$

จากการคำนวณฟังก์ชันคล้ายมีค่ามากกว่าค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ( $0.7 > 0.5$ ) แต่เป็นที่น่าสังเกตว่าอินพุตชุดนี้กับน้ำหนักระสาทที่ได้ใช้คำนวณหาฟังก์ชันคล้ายมีประเภทที่ไม่เหมือนกัน ดังนั้น ค่าน้ำหนักระสาท  $w_1$  จึงไม่เหมาะสมต่อการเรียนรู้ ก่อนที่จะไปกระบวนการต่อไปต้องมีการปรับปรุงพารามิเตอร์สอดส่องตามสมการที่ 2.30 โดยกำหนดให้  $\varepsilon = 0.001$  จะได้  $\rho^{new} = 0.701$

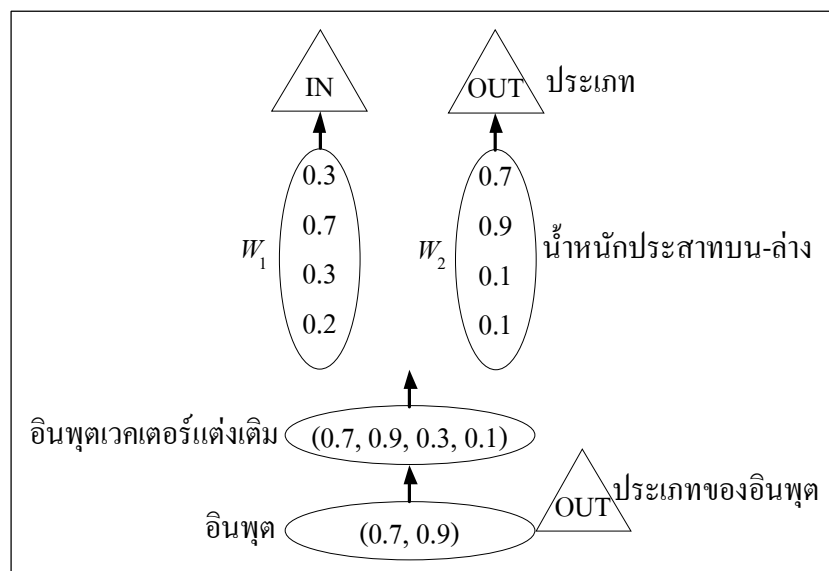
เนื่องจากน้ำหนักระสาท  $w_1$  ไม่เหมาะสมต่อการเรียนรู้เราจึงพิจารณา น้ำหนักระสาท  $w_2$  สามารถคำนวณหาฟังก์ชันคล้ายได้ดังนี้

$$\text{ฟังก์ชันคล้ายที่ } W_2 = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{1.8}{2} = 0.9$$

จากการคำนวณฟังก์ชันคล้ายที่  $W_2$  มีค่ามากกว่าค่าพารามิเตอร์สอดส่อง ( $0.9 > 0.701$ ) ดังนั้นน้ำหนักประสาทที่  $W_2$  เหมาะสมต่อการเรียนรู้ จึงต้องปรับค่าน้ำหนักประสาทใหม่ จะได้

$$\text{ค่าน้ำหนักประสาท } W_2^{new} = \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix} = (0.7, 0.9, 0.1, 0.1)$$

สามารถแสดงโครงข่ายดังรูปที่ 2.22



รูปที่ 2.22 โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.7, 0.9) ประเภท OUT

- การฝึกสอนอินพุต (0.1, 0.3) ประเภท IN

พิจารณาที่จุด (0.1, 0.3) ให้เป็นอินพุต  $I$  ซึ่งอยู่ในประเภท IN

ส่วนเติมเต็มของ  $I = (0.1, 0.3)$

อินพุตแต่งเติมของ  $I = (0.1, 0.3, 0.9, 0.7)$

คำนวณฟังก์ชันการทำงานของน้ำหนักประสาททั้งสอง

$$T_1(I) = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{0.9}{1.5000001} = 0.5999$$

$$T_2(I) = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{0.6}{1.8000001} = 0.3333$$

จากการคำนวณฟังก์ชันการทำงานของน้ำหนักประสาททั้งสองโหนด จะได้ค่าฟังก์ชันการทำงานที่  $w_1$  มากที่สุด ดังนั้น  $w_1$  จึงถูกเลือกให้เป็นการเรียนรู้ใหม่และนำไปคำนวณฟังก์ชันคล้ายได้เป็น

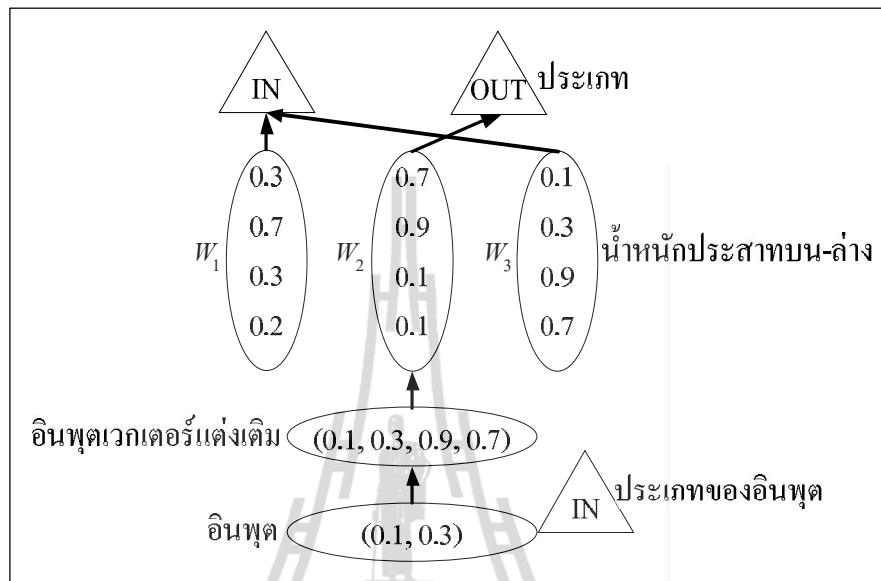


$$\text{ฟังก์ชันคล้ายที่ } W_1 = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{0.9}{2} = 0.45$$

จากการคำนวณ ฟังก์ชันคล้ายที่  $W_1$  มีค่าน้อยกว่าค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ( $0.45 < 0.701$ ) ดังนั้น น้ำหนักประสาทที่  $W_1$  เหมาะสมต่อการเรียนรู้ ต้องไปพิจารณาที่น้ำประสาท  $W_2$  จะได้

$$\text{ฟังก์ชันคล้ายที่ } W_2 = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{0.6}{2} = 0.3$$

จากการคำนวณฟังก์ชันคล้ายที่  $W_2$  มีค่าน้อยกว่าค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง ( $0.3 < 0.701$ ) เช่นเดียวกับที่  $W_1$  ดังนั้นโครงข่ายนี้จะมีน้ำหนักประสาทบน-ล่างค่าใหม่ โดยเรียกว่า  $W_3$  ซึ่งอยู่ในประเภท IN มีค่าเป็น  $W_3 = (0.1, 0.3, 0.9, 0.7)$  สามารถแสดงโครงข่ายดังรูปที่ 2.23



รูปที่ 2.23 โครงข่ายการฝึกสอนของอินพุต (0.1, 0.3) ประเภท IN

## 2) การจำแนก

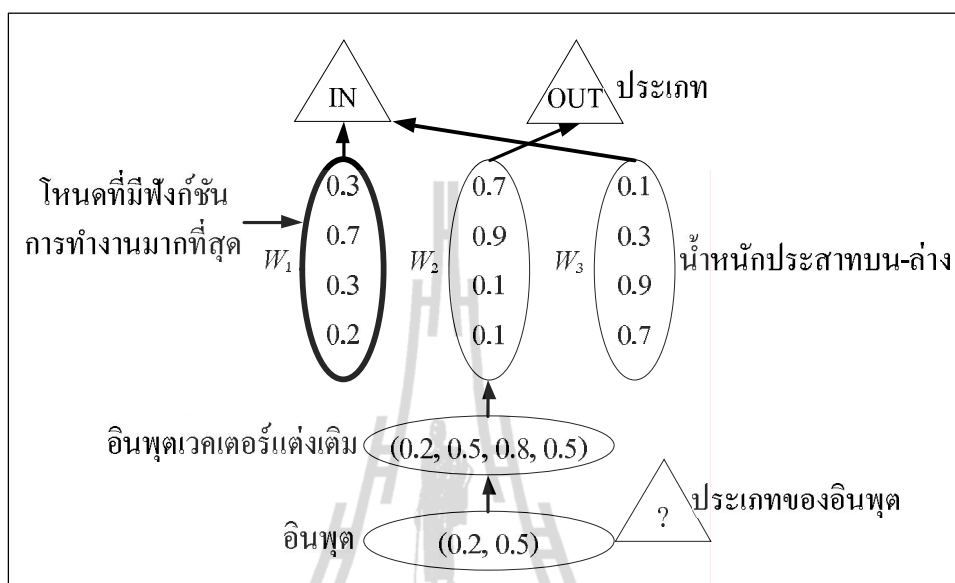
- การจำแนกอินพุต (0.2, 0.5)

การพิจารณาโครงข่ายนี้เป็นการพัฒนามาจากการฝึกสอนจากโครงข่ายการฝึกสอนด้านบน ประกอบด้วยน้ำหนักประสาททั้งหมดสามโหนด คือ  $W_1 = (0.3, 0.7, 0.3, 0.2)$   $W_2 = (0.7, 0.9, 0.1, 0.1)$  และ  $W_3 = (0.1, 0.3, 0.9, 0.7)$  โดยพิจารณาที่จุด (0.2, 0.5) และกำหนดให้เป็นอินพุต  $I'$  ซึ่งจุดประสงค์ของการวินิจฉัยนี้เพื่อทำการทดสอบว่าอินพุตดังกล่าวเป็นประเภท IN หรือไม่ โดยการหาฟังก์ชันการทำงานของอินพุต  $I'$  ของน้ำหนักประสาททั้งสามโหนดได้ดังนี้

$$T_1(I') = \frac{\begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.5 \\ 0.8 \\ 0.5 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.5 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{1.2}{1.5000001} = 0.7999$$

$$\begin{aligned}
 T_2(I') &= \frac{\begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.5 \\ 0.8 \\ 0.5 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.5 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{0.9}{1.8000001} = 0.4999 \\
 T_3(I') &= \frac{\begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.5 \\ 0.8 \\ 0.5 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.8 \\ 0.5 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{1.7}{2.0000001} = 0.8499
 \end{aligned}$$

จากการคำนวณฟังก์ชันการทำงานของน้ำหนักระสาททั้งสามโหนด จะได้ค่าฟังก์ชันการทำงานที่  $W_3$  มากที่สุด และจากโครงข่ายจะเห็นได้ว่า  $W_3$  เป็นประเภท IN ด้วย จึงสรุปการวินิจฉัยได้ว่า อินพุต  $I'$  เป็นประเภท IN ซึ่งวินิจฉัยได้ถูกต้อง โดยสามารถดูโครงข่ายได้ดังรูปที่ 2.24



รูปที่ 2.24 โครงข่ายการวินิจฉัยของอินพุต (0.2, 0.5)

- การจำแนกอินพุต (0.9, 0.75)

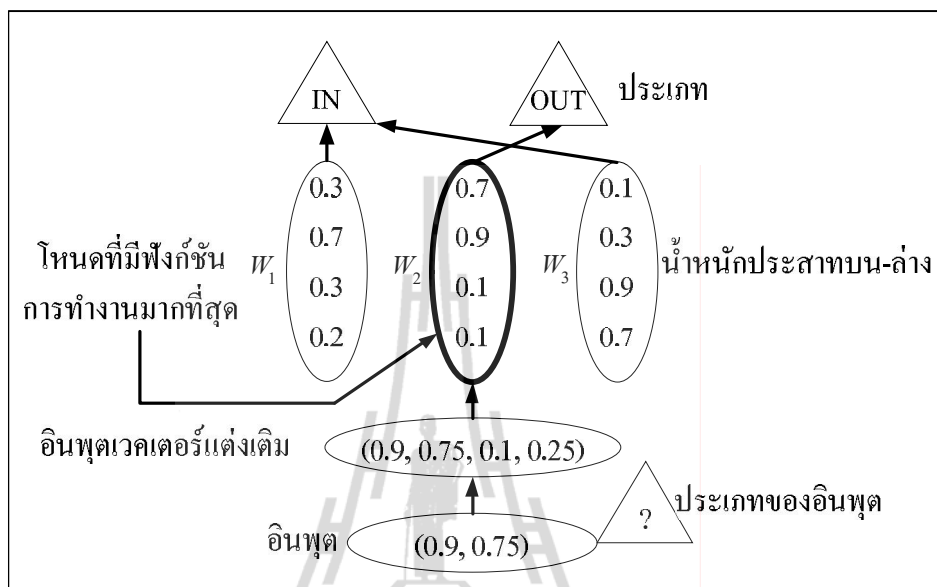
พิจารณาที่จุด (0.9, 0.75) และกำหนดให้เป็นอินพุต  $I''$  หาฟังก์ชันการทำงาน น้ำหนักประสาททั้งสามโหนดได้ดังนี้

$$T_1(I'') = \frac{\begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.75 \\ 0.1 \\ 0.25 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.1 \\ 0.2 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.7 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix}} = \frac{1.3}{1.5000001} = 0.8667$$

$$T_2(I'') = \frac{\begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.75 \\ 0.1 \\ 0.25 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.75 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix}} = \frac{1.65}{1.8000001} = 0.9167$$

$$T_3(I'') = \frac{\begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.75 \\ 0.1 \\ 0.25 \end{bmatrix} \wedge \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{\begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.1 \\ 0.25 \end{bmatrix}}{0.0000001 + \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.9 \\ 0.7 \end{bmatrix}} = \frac{0.75}{2.0000001} = 0.3749$$

จากการคำนวณฟังก์ชันการทำงานของน้ำหนักระสาททั้งสามโหนด จะได้ค่าฟังก์ชันการทำงานที่  $w_2$  มากที่สุดและจากโครงข่ายจะเห็นได้ว่า  $w_2$  เป็นประเภท OUT ด้วย จึงสรุปการวินิจฉัยได้ว่า อินพุต  $I''$  เป็นประเภท OUT ซึ่งวินิจฉัยได้ถูกต้อง โดยสามารถดูโครงข่ายได้ดังรูปที่ 2.25

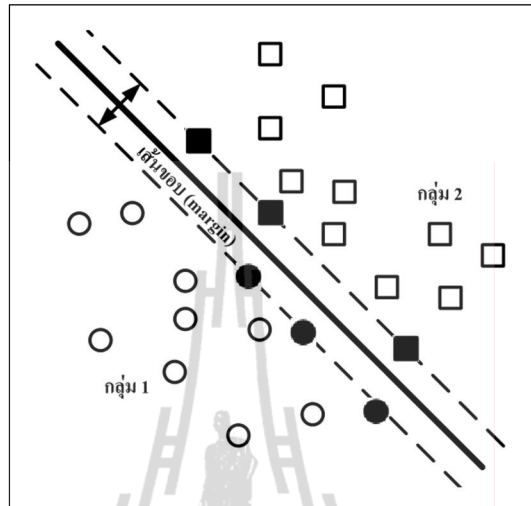


รูปที่ 2.25 โครงข่ายการวินิจฉัยของอินพุต (0.9, 0.75)

## 2.8 กำลังสองน้อยที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Support Vector Machine หรือ SVM) ได้รับการพัฒนามาจาก Vapnik (1995) และได้รับความสนใจนำไปพัฒนาและประยุกต์มากมาย พื้นฐานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน คือ การออกแบบให้เป็นเครื่องมือที่สามารถแยกกลุ่มชุดของข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม โดยสามารถใช้งานได้ทั้งระบบที่เป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนจะทำงานด้วยการค้นหาระนาบเกิน (hyperplane) เพื่อใช้แยกจุดข้อมูลที่อยู่กลุ่มเดียวกันให้อยู่ฝั่งเดียวกันโดยที่มีระยะห่างระหว่างข้อมูลทั้งสองกลุ่มกับระนาบเกินมีขอบเขตมากที่สุด (maximum margin) ดังรูปที่

2.26



รูปที่ 2.26 เส้นแบ่งกลุ่มระนาบเกินระหว่างข้อมูลทั้ง 2 กลุ่มแบบเชิงเส้น (จักราวุธ จันทา, 2550)

ถึงแม้ว่า SVM มีผลการจำแนกที่ดี แต่ความซับซ้อนในการคำนวณจะเพิ่มมากขึ้นตามจำนวนของขนาดข้อมูลหรือจำนวนของข้อมูลการฝึกสอน ดังนั้นวิธีกำลังสองน้อยที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (Least Square SVM หรือ LS-SVM) ซึ่งคิดค้นโดย Suykens และ Vandewalle (1999) ได้ออกแบบเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว โดย LS-SVM สามารถแก้ปัญหาระบบเชิงเส้นได้ดีกว่าการโปรแกรมกำลังสอง (quadratic programming) ของ SVM (Wang and Hu, 2005) มีรายละเอียดดังนี้

เมื่อกำหนดให้ชุดข้อมูลการฝึกสอนเป็น  $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$  โดยที่  $x_k \in \mathcal{R}^n$  เป็นอินพุตการฝึกสอน และมีเอาต์พุตด้วยกัน 2 คลาส คือ  $y_k \in \{+1, -1\}$  ในการแยกแบบไม่เป็นเชิงเส้นของตัวจำแนก SVM เราจะส่งข้อมูลอินพุตไปยังปริภูมิลักษณะสูง (high dimensional feature space) ด้วยค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันแก่น (kernel function) ซึ่งปัญหาการแยกด้วยเชิงเส้นของการส่งแก่นสามารถแก้ไขด้วยระนาบเกินซึ่งอยู่ในรูป

$$y(x) = \text{sign}[w^T \varphi(x) + b] \quad (2.38)$$

เมื่อ  $w$  คือ พารามิเตอร์ของเวกเตอร์  $b$  คือ ค่าไบอัส และ  $\varphi(\cdot)$  คือ ฟังก์ชันส่ง (mapping function) ดังนั้น LS-SVM ได้แก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการหาค่าเหมาะสมดังนี้

$$\min_{w,b,e} J(w,b,e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (2.39)$$

โดยขึ้นอยู่กับ

$$y_k [w^T \phi(x_k) + b] = 1 - e_k \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (2.40)$$

เมื่อ  $\gamma$  คือ พารามิเตอร์การทำให้เป็นปรกติ (regularization parameter) และ  $e_k$  คือ ความผิดพลาด ต่อมาทำการหาขอบเขตที่มากที่สุดโดยการพิจารณาทฤษฎีของลากรานจ์ (lagrange theory) ซึ่งเขียน ในรูปของลากรานจ์ได้เป็น

$$L(w,b,e;\alpha) = J(w,b,e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{ y_k [w^T \phi(x_k) + b] - 1 + e_k \} \quad (2.41)$$

โดยที่  $\alpha_k$  คือ ตัวคูณลากรานจ์ (multiplier lagrange) สามารถเป็นได้ทั้งจำนวนบวกและลบเนื่องจาก มีข้อจำกัดภาวะที่เท่ากัน (equality constraint) ตามเงื่อนไขของ Karush-Kuhn-Tucker หรือ KKT โดยเงื่อนไข KKT มีรายละเอียดดังนี้

$$\left\{ \begin{array}{ll} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \phi(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k, k=1, \dots, N \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow y_k [w^T \phi(x_k) + b] - 1 + e_k = 0 \\ k = 1, \dots, N \end{array} \right. \quad (2.42)$$

จากเงื่อนไขดังกล่าวนำมาแสดงเป็นระบบเชิงเส้นได้เป็น



$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -Z^T \\ 0 & 0 & 0 & -y^T \\ 0 & 0 & \gamma I & -I \\ Z & y & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ b \\ e \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vec{1} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

จะได้  $Z = [\varphi(x_1)y_1, \varphi(x_2)y_2, \dots, \varphi(x_N)y_N]^T$   $e = [e_1, e_2, \dots, e_N]^T$   $y = [y_1, \dots, y_N]^T$   $\vec{1} = [1, \dots, 1]^T$   
และ  $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$  ต่อมารวบรวม  $e$  และ  $w$  จะได้

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & \Omega + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vec{1} \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

และประยุกต์เงื่อนไขของเมอเซอร์ (Mercer's condition) จะได้

$$\Omega_{ij} = y_i y_j \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) = y_i y_j K(x_i, x_j) \quad ; i, j = 1, \dots, N \quad (2.45)$$

จากสมการด้านบนจะได้ฟังก์ชันการประมาณ (estimation function) ของแบบจำลอง LS-SVM ดังนี้

$$y(x) = \text{sign} \left[ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(x, x_k) + b \right] \quad (2.46)$$

โดยที่  $K(x, x_k)$  เป็นฟังก์ชันแก่นที่ถูกส่งไปยังปริภูมิลักษณะ โดยฟังก์ชันแก่นที่จะนำไปใช้กับ LS-SVM ได้แก่ ฟังก์ชันพหุนาม (polynomial function) ฟังก์ชันฐานรัศมีแบบเกาส์เซียน (Gaussian radial basis function หรือ RBF) ฟังก์ชันฐานรัศมีแบบเลขชี้กำลัง (exponential radial basis function) และฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) เป็นต้น

## 2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

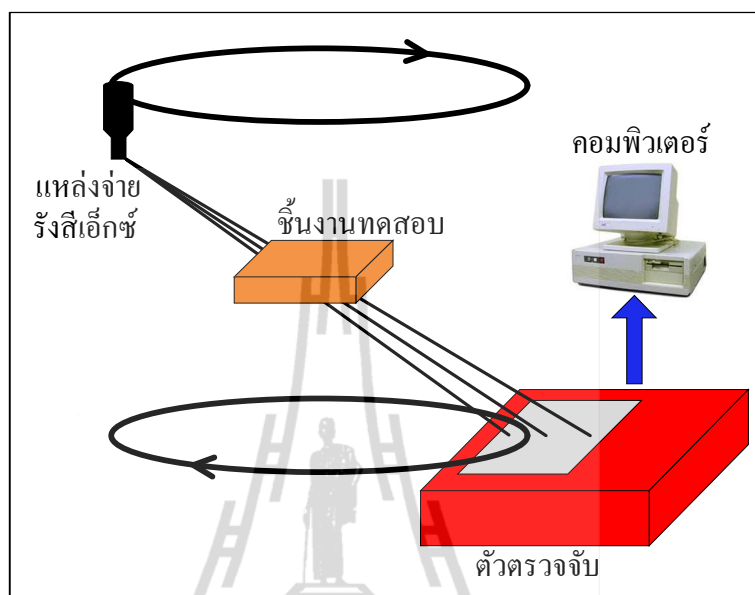
งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการตรวจสอบข้อบกพร่องที่ขั้วบัดกรี โดยการตรวจสอบขั้วบัดกรี จะใช้รูปแบบอัตโนมัติซึ่งเป็นตัวเลือกที่คืออย่างหนึ่งในการนำมาแทนที่การตรวจสอบด้วยตาเปล่า โดยเทคโนโลยีการตรวจสอบขั้วบัดกรีแบบอัตโนมัติสามารถแบ่งรูปแบบการทำงานออกเป็น 5 รูปแบบ (Conchuir, McCurdy, and Casey, 1991) คือ การตรวจสอบด้วยรังสีเอ็กซ์ (X-ray Inspection) การตรวจสอบด้วยเสียง (Acoustic Inspection) การตรวจสอบด้วยเลเซอร์ (Laser Inspection) การตรวจสอบด้วยอุณหภูมิ (Thermal Inspection) และการตรวจสอบด้วยการมองเห็น (Visual Inspection) เทคโนโลยีการตรวจสอบเหล่านี้ได้รับการพัฒนาให้มีความแม่นยำและความเร็วในการตรวจสอบเพิ่มมากขึ้น แต่ด้วยความหลากหลายของเทคโนโลยีที่กล่าวมาก็มีข้อดีข้อเสียและความแตกต่างในการใช้งาน ซึ่งจะกล่าวดังต่อไปนี้

### 1) การตรวจสอบด้วยรังสีเอ็กซ์

การตรวจสอบด้วยรังสีเอ็กซ์มีด้วยกันสองวิธี คือ การถ่ายภาพคลื่นวิทยุ (radiography) และการถ่ายภาพรังสีระนาบ (laminography)

การถ่ายภาพคลื่นวิทยุด้วยรังสีเอ็กซ์ เป็นการตรวจสอบหาข้อบกพร่องของขั้วบัดกรี ซึ่งมีระบบการทำงานโดยการฉายรังสีเอ็กซ์ให้เดินทางทะลุ PCB และแปลงเป็นรูปภาพออกมาด้วยตัวตรวจจับ (detector) รังสีเอ็กซ์ ซึ่งสามารถเห็นภาพที่มีข้อบกพร่องภายในขั้วบัดกรีที่ไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่า การตรวจสอบด้วยวิธีนี้สามารถตรวจสอบได้เฉพาะการยกของขา IC การวางผิดขั้วหรือไม่มีการวางอุปกรณ์ ตะกั่วบัดกรีมากหรือน้อยเกินไป และการเชื่อมต่อแบบสะพาน แต่วิธีนี้สามารถตรวจสอบได้เฉพาะบอร์ดหน้าเดียว เพราะภาพที่ถ่ายในบอร์ดหลายชั้นหรือสองหน้าจะมีภาพของอุปกรณ์ไฟฟ้าซ้อนทับ (overlap) นอกจากนี้ยังมีความยากในการตรวจสอบหารอยร้าว (crack)

การถ่ายภาพรังสีระนาบด้วยรังสีเอ็กซ์ เป็นวิธีที่สามารถตรวจสอบ PCB แบบสองหน้าโดยปราศจากภาพของอุปกรณ์ไฟฟ้าซ้อนทับ วิธีการถ่ายภาพรังสีระนาบทำได้โดยให้แหล่งจ่ายรังสีเอ็กซ์และตัวตรวจจับหมุนเป็นแนววงกลมโดยรัศมีของวงกลมมีขนาดเล็กในทิศทางเดียวกัน แต่เฟสตรงกันข้าม  $180^\circ$  ซึ่งภาพที่ถ่ายจะโดนเลื่อนในแนวแกนนอนโดยทะลุตามความลึกของวัตถุ และนำภาพมาเรียงซ้อนทับกับเป็นภาพสามมิติดังรูปที่ 2.27 แต่วิธีนี้ต้องใช้อุปกรณ์ราคาแพงมาก



รูปที่ 2.27 การถ่ายภาพรังสีระนาบด้วยรังสีเอ็กซ์ (Moore et al., 2001)

## 2) การตรวจสอบด้วยเสียง

วิธีการตรวจสอบด้วยเสียงสามารถจำแนกคลื่นเสียงได้สองรูปแบบ คือ คลื่นโซนิก (sonic wave) และคลื่นอัลตราโซนิก (ultrasonic waves) เนื่องจากคลื่นอัลตราโซนิกเป็นคลื่นที่แม่นยำในการสั่นสะเทือนตัวกลางจึงเหมาะนำไปใช้ในการตรวจสอบ และคลื่นอัลตราโซนิกเป็นคลื่นเสียงที่มีความถี่เกิน 20 KHz เมื่อคลื่นอัลตราโซนิกเดินทางผ่านตัวกลางจะทำให้ความเร็วของการแพร่กระจายลดลงโดยขึ้นอยู่กับโครงสร้างของตัวกลาง นอกจากนี้คลื่นอัลตราโซนิกจะมีการหักเหและสะท้อนเช่นเดียวกับคลื่นแสงและสามารถทะลุผ่านวัสดุทึบแสง ความลึกในการทะลุขึ้นอยู่กับความถี่ วิธีการตรวจสอบด้วยเสียงโดยใช้คลื่นอัลตราโซนิกมีดังนี้

การกราดด้วยเสียงขนาดเล็ก (Scanning Acoustic Microscopy หรือ SAM) เป็นวิธีใช้คลื่นเสียงความถี่สูง (ultrasound) ที่เกิดมาจากตัวแปลงสัญญาณไพโซอิเล็กทริก (piezoelectric transducer) คลื่นเสียงความถี่สูงจะแพร่กระจายไปยังพื้นผิวของ PCB และจะมีพลังงานที่สะท้อนกลับมา โดยพลังงานที่สะท้อนในแต่ละครั้งจะเป็นตัวบ่งบอกอุปกรณ์บน PCB หรือข้อบกพร่องของขั้วบัดกรี ต่อมาตัวแปลงสัญญาณจะบันทึกพลังงานที่สะท้อนและเปลี่ยนเป็นสัญญาณทางไฟฟ้าเพื่อนำไปประมวลผลเป็นภาพออกมา เนื่องจากต้องใช้เวลาในการสร้างภาพระบบนี้จึงต้องใช้เวลา

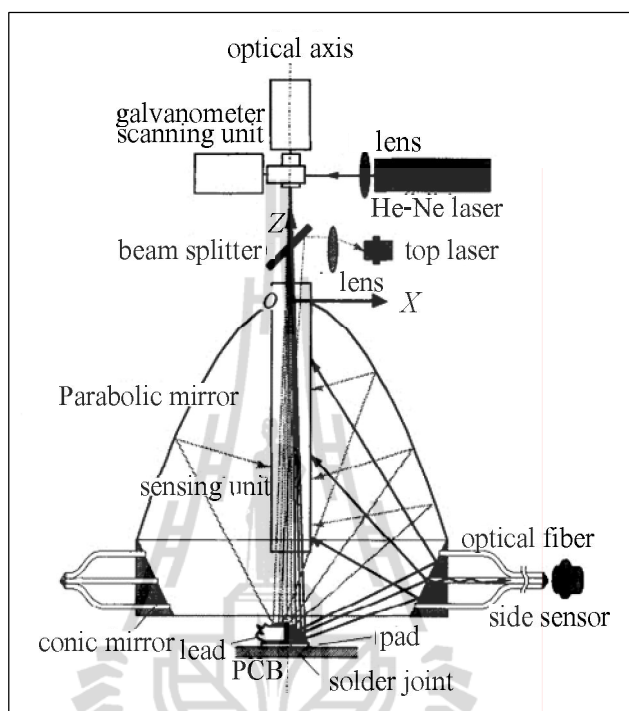
การกราดด้วยเลเซอร์และเสียงขนาดเล็ก (Scanning Laser Acoustic Microscopy หรือ SLAM) เป็นส่วนขยายของระบบ SAM แต่มีความแตกต่างที่คลื่นเสียงความถี่สูงจะถูกตรวจจับ

ก่อนเดินทางทะลุผ่าน PCB ระบบนี้จะใช้ตัวแปลงสัญญาณที่ใกล้เคียง PCB เป็นตัวสร้างคลื่นเสียงความถี่สูงให้เดินทางทะลุ PCB โดยคลื่นที่เดินทางจะมีค่าเจือจางลงเมื่อเดินทางผ่านอุปกรณ์ไฟฟ้าหรือข้อบกพร่อง และแสงเลเซอร์ถูกใช้ในการกราดพื้นผิวเพื่อตรวจจับคลื่นเสียงความถี่สูงที่เจือจาง ซึ่งจะแสดงเป็นโครงสร้างของ PCB การใช้แสงเลเซอร์แทนตัวแปลงสัญญาณช่วยให้ระบบลดเวลาในการประมวลผลภาพเป็นอย่างมาก

โดยทั่วไปการตรวจสอบด้วยเสียงมีข้อจำกัดในด้านรูปร่าง ซึ่งจะใช้ได้ดีในรูปร่างที่ง่าย แต่เนื่องจากปัจจุบันนี้ PCB มีอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ประกอบเรียงชิดกันแน่นมากทำให้การสะท้อนและการหักเหมีผลต่อตัวกระจายลำแสงทำให้ยากในการตรวจสอบ

### 3) การตรวจสอบด้วยเลเซอร์

การตรวจสอบด้วยเลเซอร์มีหลักการพื้นฐานเช่นเดียวกับการตรวจสอบด้วยระบบการมองเห็น แต่ระบบนี้จะแตกต่างกันที่ใช้เลเซอร์แทนกล้อง CCD ในการตรวจสอบสามารถตรวจสอบด้วยการใช้แหล่งจ่ายเลเซอร์โฟกัส (focus) บนพื้นผิวข้อบกพร่อง แสงที่กระจายจากข้อบกพร่องจะถูกนำมาสร้างเป็นภาพด้วยตัวตรวจจับซึ่งภาพที่ได้เป็นภาพสามมิติที่มีความละเอียดสูง สามารถตรวจสอบประเภทข้อบกพร่องข้อบกพร่องได้ดังนี้ การเชื่อมต่อแบบสะพาน ตะกั่วบัดกรีน้อย ตะกั่วบัดกรีพอดี ตะกั่วบัดกรีมากเกินไป ไม่มีตะกั่วบัดกรี อุปกรณ์ผิดชั่วคราว และการยกขาของอุปกรณ์ การตรวจสอบวิธีนี้จะคล้ายกับการตรวจสอบด้วยตาเปล่า แต่ระบบนี้ไม่สามารถตรวจสอบโครงสร้างภายในข้อบกพร่อง โดยแสดงดังรูปที่ 2.28



รูปที่ 2.28 แผนภาพโครงสร้างการตรวจสอบด้วยเลเซอร์ (Ryu and Cho, 1997)

#### 4) การตรวจสอบด้วยอุณหภูมิ

เนื่องจากการบัดกรีด้วยปริมาณตะกั่วที่พอเหมาะจะมีปริมาณความร้อนเฉพาะ ดังนั้นถ้าค่าที่ได้จากการวัดมีความแตกต่างจากค่าที่ได้คาดการณ์ไว้ แสดงว่าข้อบัดกรีดังกล่าวน่าจะมีข้อบกพร่องซึ่งการวัดปริมาณความร้อนของข้อบัดกรีสามารถทำได้สองวิธี

การตรวจสอบภาพด้วยอุณหภูมิ (thermal imaging inspection) สามารถตรวจสอบโดยการนำ PCB ที่ได้ประกอบเรียบร้อยแล้ว นำไปให้ความร้อนด้วยการแผ่รังสีอินฟราเรด (infrared radiation) เมื่อมีความร้อนที่ปล่อยออกมาในขณะที่เย็นตัวจะบันทึกภาพด้วยกล้องอินฟราเรด (infrared camera) โดยภาพที่ได้นำไปแสดงการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิในรูปแบบข้อมูลสเกลระดับเทา (gray scale data) และนำไปเปรียบเทียบกับภาพที่ถูกบันทึกก่อนหน้านี้ เพื่อประเมินผลหาการเปลี่ยนแปลงของการเกิดข้อบกพร่องของข้อบัดกรี

การตรวจสอบข้อมูลเฉพาะของอุณหภูมิ (thermal profile inspection) การตรวจสอบวิธีนี้จะแตกต่างจากวิธีการตรวจสอบภาพด้วยอุณหภูมิ โดยอุณหภูมิของข้อบัดกรีใช้เวลาในการให้ความร้อนมากกว่าการให้อุณหภูมิที่ใช้เลเซอร์ยิงไปที่ข้อบัดกรีจนมีความร้อนเพิ่มสูงขึ้น ต่อมาตัวตรวจจับอินฟราเรดจะทำการวัดอุณหภูมิในระหว่างและหลังจากการให้ความร้อน โดยลักษณะของ

อุณหภูมิที่ขั้วบัดกรี เป็นตัวบ่งบอกข้อมูลโครงสร้างขั้วบัดกรีและนำข้อมูลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับ PCB ที่มีขั้วบัดกรีที่ดี

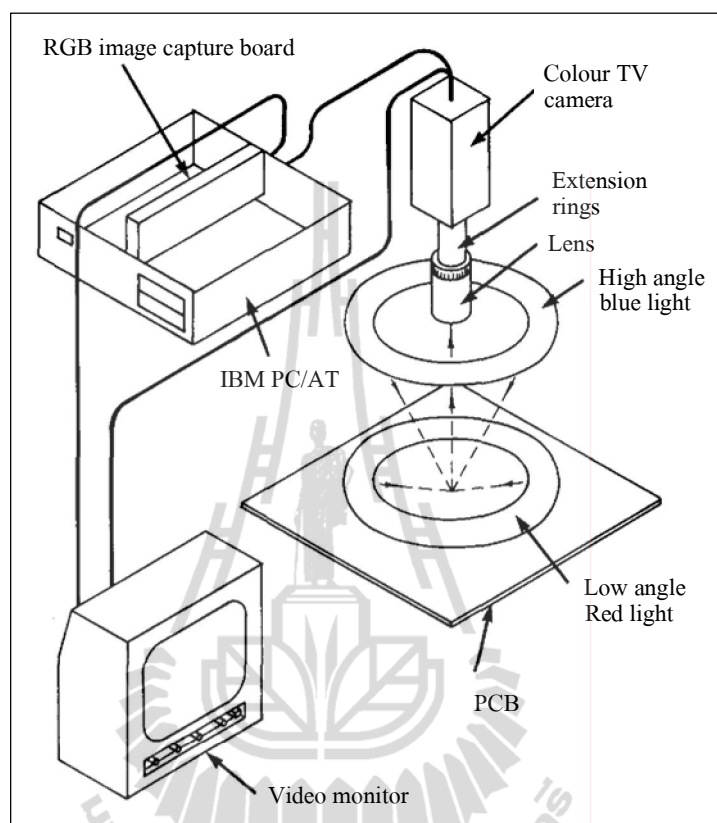
ในการตรวจสอบทั้งสองวิธีนี้เป็นการให้ความร้อนกับขั้วบัดกรี ดังนั้นอุปกรณ์ไฟฟ้าบางชนิดที่ไม่สามารถทนความร้อนได้และวางใกล้กับจุดที่ตรวจสอบอาจทำให้เกิดความเสียหายได้

#### 5) การตรวจสอบด้วยการมองเห็น

การตรวจสอบด้วยการมองเห็นเป็นวิธีที่ใช้อย่างกว้างขวางเนื่องจากอุปกรณ์ที่ใช้ราคาถูกสามารถหาได้ง่าย การตรวจสอบวิธีนี้ใช้อุปกรณ์ คือ กล้องซีซีดี (Charge Coupled Device Camera หรือ CCD Camera) และอุปกรณ์ช่วยในการส่องสว่าง ระบบที่ใช้ในการตรวจสอบโดยส่วนใหญ่จะมีระบบสองมิติ (2-D system) และระบบสามมิติ (3-D system)

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการตรวจสอบด้วยการมองเห็น โดยมีผู้วิจัยจำนวนมากได้ออกแบบและทดลองด้วยการใช้การตรวจสอบด้วยการมองเห็นดังนี้

Besl et al. (1985) ได้ศึกษาการตรวจสอบขั้วบัดกรีด้วยการใช้การแพร่กระจายของแสง (diffusive light) เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงการเกิดภาพอิ่มตัว (saturated image) อันเนื่องมาจากการสะท้อนโดยตรงของแสงที่พื้นผิวขั้วบัดกรี ต่อมา Capson and Eng (1988) ได้ออกแบบระบบส่องสว่างรูปแบบใหม่โดยการใช้หลอดฟลูออเรสเซนต์ (fluorescent lamp) ชนิดวงแหวนสีแดงจำนวนหนึ่งหลอดและสีฟ้าจำนวนหนึ่งหลอด ซึ่งวางในระดับแตกต่างกันดังรูปที่ 2.27 และนำไปจำแนกด้วยฟังก์ชันความน่าจะเป็นของความหนาแน่น (Probability Density Function : PDF) ของค่าเฉลี่ยแต่ละเฉดสีที่ปรากฏบนพื้นผิวขั้วบัดกรี คือ ค่าเฉลี่ยระดับสีฟ้า (average blue level) และค่าเฉลี่ยระดับแดง (average red level) และนำไปวาดกราฟหาความบกพร่องของขั้วบัดกรีต่อไป



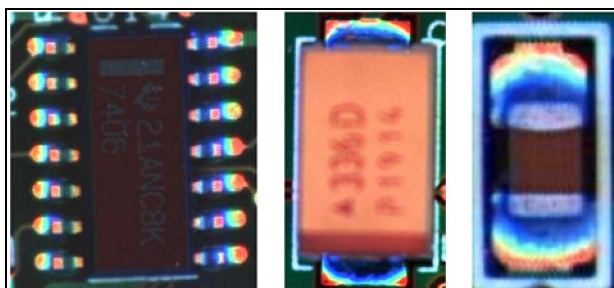
รูปที่ 2.29 ระบบการตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยการใช้หลอดฟลูออเรสเซนต์  
ชนิดวงแหวน (Capson and Eng, 1988)

เมื่อมีการพัฒนาอุปกรณ์ส่องสว่างรูปแบบใหม่ที่ทำให้ความสว่างได้ชัดเจนกว่าหลอดฟลูออเรสเซนต์ นั่นคือ หลอดแอลอีดี Kim et al. (1999) จึงได้นำเสนอการออกแบบระบบส่องสว่างในการหาข้อบกพร่องด้วยการใช้หลอดแอลอีดีชนิดวงกลมจำนวนสามหลอดซึ่งเรียงต่อกันเป็นชั้นๆ ให้ส่องสว่างไปยังข้อบกพร่อง และนำไปจำแนกลักษณะการบกพร่องในรูปแบบสองมิติโดยการป้อนให้กับเครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (backpropagation neural network) ถ้าค่าที่ได้ไม่อยู่ในช่วงความมั่นใจ (confidence interval) ระบบจะจำแนกลักษณะการบกพร่องในรูปแบบสามมิติด้วยตัวจำแนกแบบเบย์ส์ (Bayes Classifier) จากรูปแบบการจำแนกสองวิธีทำให้เสียเวลาในการวิเคราะห์เพิ่มขึ้น เมื่อข้อบกพร่องไม่สามารถจำแนกได้ นอกจากนี้การพิจารณาข้อบกพร่องใช้ภาพวิเคราะห์ด้วยกันสามภาพซึ่งเป็นภาพในแต่ละเฉดสีของหลอดแอลอีดี ทำให้เสียเวลาการประมวลผลเพิ่มขึ้น เมื่อมีการใช้หลอดแอลอีดีอย่างแพร่หลายในการจำแนกข้อบกพร่อง จึงมีผู้ออกแบบโครงสร้างของระบบส่องสว่างรูปแบบนี้ไว้หลายรูปแบบ Loh and Lu (1999) ได้ออกแบบเป็นหลอดไฟแอลอีดีที่มี

ลักษณะเป็นครึ่งทรงกลมภายในจะประกอบด้วยหลอดแอลอีดีสีแดง เขียว และฟ้า ซึ่งแต่ละสีจะมีมุมการส่องสว่างที่แตกต่างกัน สามารถดึงข้อมูลของรูปร่างข้อบกพร่องด้วยการใช้การส่งแบบเอียง (slant map) ระบบนี้ยังมีข้อผิดพลาดในการจำแนกตะกั่วบัดกรีที่มีลักษณะเว้าและนูนซึ่งจะเกิดเมื่อความคมชัดของภาพมีค่าใกล้เคียงกันในทั้งสองกรณี ด้วยการใช้หลอดแอลอีดีแบบเรียงสามชั้น ปัญหาที่พบโดยส่วนใหญ่เกิดปัญหาความคลาดสี (chromatic aberration) เกิดจากการเปลี่ยนแปลงมุมการส่องแสง (radiation angle) ทำให้ขอบของมุมเอียง (slant angle) คลุมเครือ จากปัญหานี้ Lu et al. (2007) ได้ออกแบบตัวส่องสว่างที่มีรูปร่างครึ่งทรงกลมแบบใหม่ ซึ่งเรียกว่าตัวส่องสว่างแบบสามมุมส่องแสง (three-radiation-angle illuminator) ช่วยให้มีความเข้มของสี (color contrast) ณ ที่ข้อบัดกรีคมชัดกว่ารูปแบบเก่าสามารถทำให้ระบบมีเสถียรภาพมากขึ้นดังรูปที่ 2.30 และ 2.31



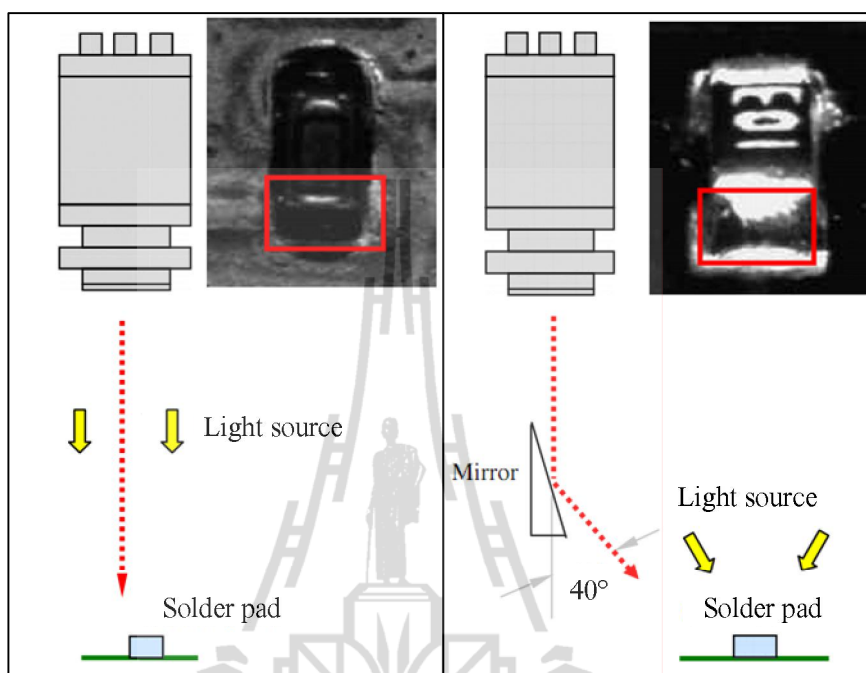
รูปที่ 2.30 โครงสร้างการติดตั้งการส่องสว่าง (Lu et al., 2007)



รูปที่ 2.31 ข้อบัดกรีที่ถูกส่องสว่างแบบสามมุมส่องแสง (Lu et al., 2007)



นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่ไม่ได้ใช้หลอดแอลอีดีจำนวนสามหลอด คือ Chiu and Perng (2006) ได้นำเสนอการใช้หลอดไฟชนิดวงกลมจำนวนหนึ่งหลอดเป็นตัวให้ความสว่างในการตรวจสอบข้อบกพร่องของข้อบัดกรี โดยวางตำแหน่งของหลอดไฟให้มีมุมของแสงตกกระทบบน (inclination angle) ที่เหมาะสมและจัดปัญหาของการสะท้อนโดยตรงของแสงด้วยวิธีการใช้การส่องสว่างแบบฟอง (phong illumination) ต่อมาดึงลักษณะเด่นของข้อบัดกรีด้วยการใช้รูปร่างมาตรฐานของการตกกระทบบน (iso-inclination pattern) ของข้อบกพร่องของข้อบัดกรีในแต่ละแบบ โดยแบ่งวิธีการดึงได้สองรูปแบบ คือ การแบ่งส่วนเส้นโค้ง (partition curves) จะเป็นการตรวจสอบตำแหน่งของความสว่างของรูป และการแบ่งส่วนขอบเขต (partition region) จะเป็นการคำนวณหาพื้นที่บริเวณความสว่างนำไปเปรียบเทียบกับอัตราส่วนกับพื้นที่ที่สมบูรณ์เพื่อจำแนกหาข้อบกพร่องแต่ละชนิด สามารถจำแนกได้ 95% ส่วนที่ไม่สามารถจำแนกได้เนื่องมาจากมีความคลุมเครือของพื้นที่ความสว่างซึ่งไม่สามารถแยกแยะได้ว่าเป็นข้อบกพร่องชนิดใด และได้มีงานวิจัยที่เพิ่มในส่วนของการค้นหาตำแหน่งข้อบัดกรี Acciani et al. (2007) ซึ่งได้นำเสนอการตรวจสอบข้อบกพร่องของข้อบัดกรี โดยแบ่งขั้นตอนการทำงานออกเป็น 3 ขั้นตอน ในขั้นตอนแรกเป็นขั้นตอนก่อนดำเนินการ (pre-processing) เป็นขั้นตอนที่ใช้ขอบเขตของความสนใจ (Region of Interest : ROD) ในการดึงลักษณะเด่น ซึ่งจะดึงส่วนของภาพที่เป็น IC ออกมาจาก PCB และดึงส่วนของภาพที่เป็นข้อบัดกรีมาจากภาพ IC และนำไปเข้าขั้นตอนที่สอง เป็นการวิเคราะห์ลักษณะทางเรขาคณิต (geometry feature) ต่อมานำไปเข้าขั้นตอนสุดท้ายเป็นการจำแนกข้อบัดกรีด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (multi layer perceptron neural network ) นอกจากนี้ผู้วิจัยได้ประเมินความคงทนและเสถียรภาพของระบบ ด้วยการนำภาพที่มีการเปลี่ยนแปลงความสว่างของแสง ความเข้มของแสง และสัญญาณรบกวนเกาส์เซียนแบบสีขาว (white gaussian noise) ไปทดสอบระบบ พบว่าระบบสามารถคงทนต่อสภาวะเงื่อนไขต่างๆ ได้ดี จะเห็นได้ว่าทุกงานวิจัยที่ได้กล่าวไว้จะใช้กล้องเพียงหนึ่งตัว จึงได้มีทีมนักวิจัย Ong et al. (2007) ได้นำเสนอวิธีการใหม่ด้วยการใช้กล้องสองตัวในการจำแนกข้อบกพร่องของข้อบัดกรี ซึ่งกล้องแต่ละตัวจะมีมุมมองที่ไม่เหมือนกันโดยมุมมองกล้องตัวแรกจะวางตั้งฉากกับข้อบัดกรี ส่วนมุมมองกล้องตัวที่สองจะวางในตำแหน่งแนวเอียงประมาณ  $40^\circ$  ดังรูปที่ 2.32 นำภาพที่ได้ทั้งสองมุมมองไปแบ่งส่วนภาพหาส่วนที่เป็นข้อบัดกรี และนำภาพข้อบัดกรีไปจำแนกชนิดข้อบกพร่องด้วยการใช้การแจกแจงหน่วยเวกเตอร์แบบเรียนรู้ (Learning Vector Quantization หรือ LVQ) จากผลการทดลองมุมมองกล้องแบบเอียงให้การจำแนกได้ดีกว่า



รูปที่ 2.32 การตรวจสอบขั้วบัดกรีด้วยการใช้กล้องสองตัว (Ong et al., 2007)

## 2.10 สรุป

บทที่ 2 นี้ได้บรรยายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง เช่น การแยกส่วนภาพ การปรับปรุงคุณภาพของภาพ และเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับนำไปจำแนกข้อบกพร่อง คือ SFAM และ LS-SVM ซึ่งเป็นทฤษฎีที่นำไปปฏิบัติในงานวิจัยนี้ โดยเฉพาะวิธี SFAM ได้ทำการยกตัวอย่างการแก้ปัญหาวงกลมในสี่เหลี่ยมซึ่งมีการฝึกสอนและการวินิจฉัยอย่างง่ายเพื่อให้เข้าใจวิธีการดังกล่าวมากยิ่งขึ้น นอกจากนี้ยังได้บรรยายถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องซึ่งมีการตรวจสอบขั้วบัดกรีแบบอัตโนมัติหลายวิธี แต่มีวิธีที่นิยมนำไปใช้มากที่สุด คือ วิธีการตรวจสอบด้วยการมองเห็นซึ่งมีข้อดีคือ ราคาถูกสามารถนำไปพัฒนาได้ง่าย ดังนั้นจึงเหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในวิจัยนี้

## บทที่ 3

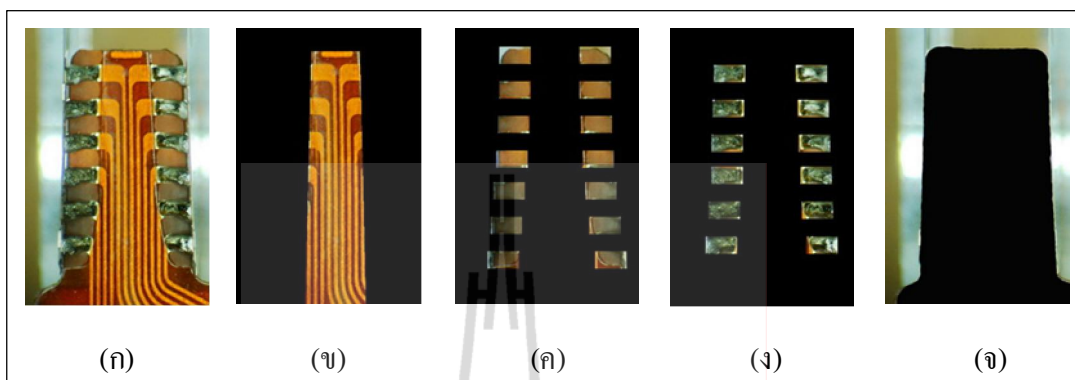
### การแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์

#### 3.1 กล่าวนำ

จากตัวอย่างชิ้นงานที่ได้รับสามารถจำแนกบริเวณการเกิดข้อบกพร่องในแต่ละประเภทออกเป็นสามส่วน คือ ส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงเป็นบริเวณการเกิดข้อบกพร่องประเภท splash และส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีเป็นบริเวณการเกิดข้อบกพร่องประเภท ball soldering และ flex burn ส่วนของขั้วบัดกรีเป็นบริเวณการเกิดข้อบกพร่องประเภท solder incomplete แต่ในงานวิจัยนี้จะทำการตรวจสอบเฉพาะข้อบกพร่องประเภท splash และ flex burn เพียงเท่านั้น เนื่องจากตัวอย่างที่ได้รับของข้อบกพร่องประเภท ball soldering มีจำนวนน้อย โดยเฉพาะข้อบกพร่องประเภท solder incomplete มีความแตกต่างทางด้านรูปร่างหลายรูปแบบทำให้ยากต่อการจำแนก ดังนั้นการแยกส่วนภาพจะแสดงเฉพาะในส่วนของเส้นทองแดงและส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรี โดยขั้นตอนการแยกส่วนภาพทั้งสองส่วนมีขั้นตอนดำเนินงานดังนี้

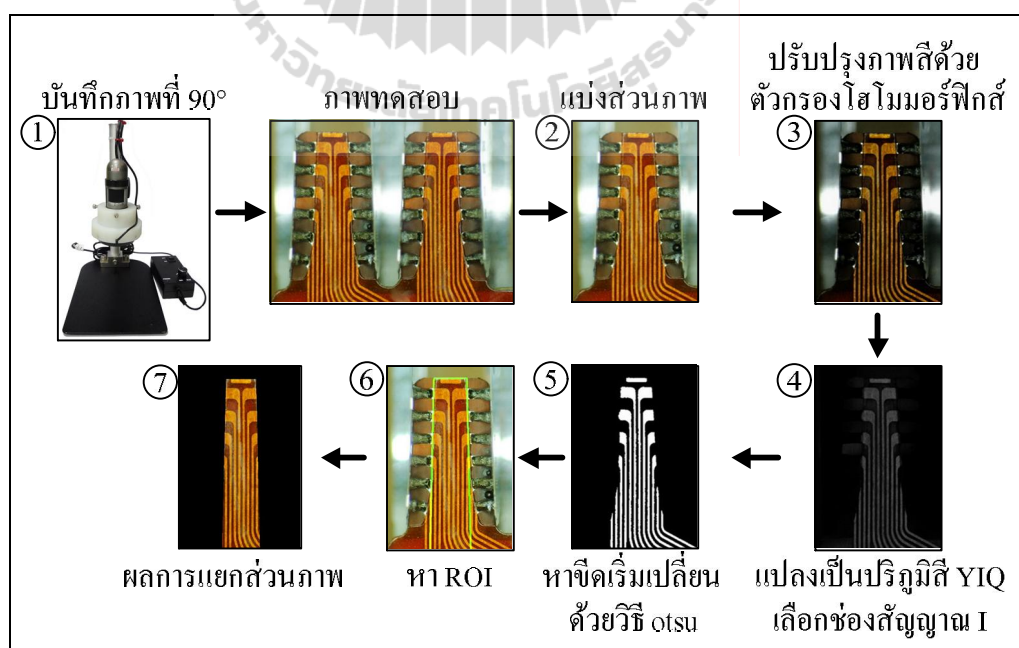
#### 3.2 การแบ่งลักษณะของภาพ

ก่อนที่จะเข้าสู่ขั้นตอนการแยกส่วนภาพ เราต้องทำความเข้าใจในการแบ่งลักษณะภาพเสียก่อน ซึ่งจากการตรวจสอบภาพสามารถแบ่งลักษณะของภาพเพื่อที่นำไปจำแนกข้อบกพร่องได้ 4 ส่วน คือ ส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดง ส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรี ส่วนของขั้วบัดกรี และส่วนที่ไม่เกี่ยวข้องกับการจำแนก ซึ่งในงานวิจัยเลือกใช้ส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงและส่วนระหว่างขั้วบัดกรีโดยแสดงดังรูปที่ 3.1 (ข) และ (ค) ตามลำดับ

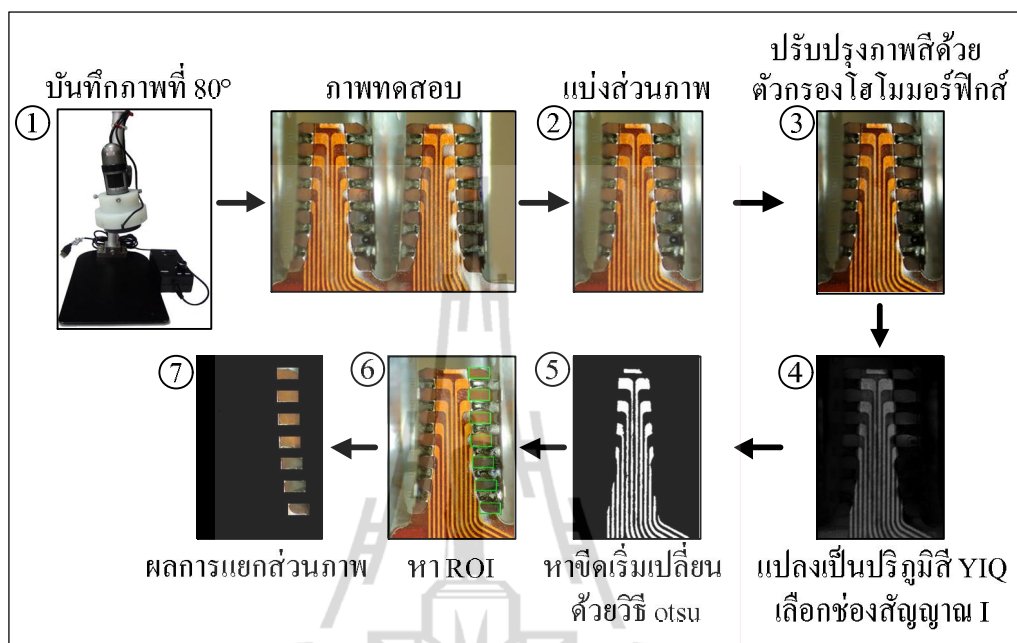


รูปที่ 3.1 การแบ่งลักษณะภาพ (ก) ภาพต้นแบบ (ข) ส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดง (ค) ส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรี (ง) ส่วนของขั้วบัดกรี (จ) ส่วนที่ไม่เกี่ยวข้อง

### 3.3 โครงสร้างการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์



รูปที่ 3.2 โครงสร้างการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดง



รูปที่ 3.3 โครงสร้างการแยกส่วนภาพพื้นผิวเพล็ทซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรี

แนวความคิดของการที่จะแยกส่วนภาพพื้นผิวเพล็ทซ์ทั้งสองส่วน ต้องทำการหาตำแหน่งใดตำแหน่งหนึ่งของภาพให้ได้ก่อน เพื่อเป็นจุดอ้างอิงในการแยกส่วนภาพพื้นผิวเพล็ทซ์ในส่วนต่าง ๆ จากการสังเกตภาพสามารถตรวจพบว่าเส้นทองแดงที่อยู่ภายในพื้นผิวเพล็ทซ์มีความชัดเจนทางด้าน การมองเห็นเด่นชัดที่สุด ซึ่งเหมาะสมต่อการนำเป็นจุดอ้างอิงของการแยกส่วนภาพ ดังนั้นเป้าหมายหลักของการแยกส่วนภาพนี้ ต้องการแสดงผลภาพเพื่อให้ได้ตำแหน่งของเส้นทองแดง ซึ่งสามารถดูได้จากโครงสร้างการแยกส่วนภาพทั้งสองรูปแบบ โดยในแต่ละรูปแบบต่างกันตรงที่ การบันทึกภาพ เนื่องจากข้อจำกัดของตำแหน่งในการเกิดข้อบกพร่องที่ไม่เหมือนกัน แต่การประมวลผลภาพเพื่อให้ได้พื้นผิวเพล็ทซ์ทั้งสองส่วนจะมีรูปแบบที่คล้ายกัน โดยมีขั้นตอนการทำงาน 7 ขั้นตอนดังนี้

- 1) การบันทึกภาพเป็นการกำหนดลักษณะการบันทึกโดยมี 2 รูปแบบ คือ การบันทึกภาพในแนว 90° และการบันทึกภาพในแนว 80°
- 2) การแบ่งส่วนภาพเป็นการเลือกตรวจสอบของส่วนภาพที่ต้องการ
- 3) การปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์เป็นการนำภาพที่ได้จากการบันทึกมาปรับปรุงคุณภาพทำให้ได้ความชัดเจนในส่วนของภาพที่ต้องการไปแยกส่วนภาพ
- 4) การแปลงปริภูมิสีเป็นการหาปริภูมิสีที่มีสัญญาณสีที่ตอบสนองต่อเส้นทองแดงมากที่สุด

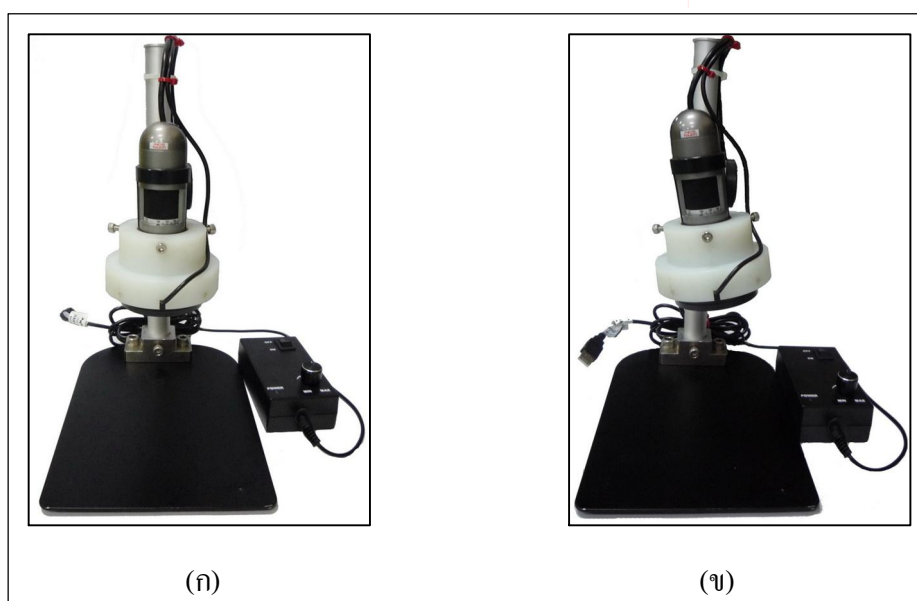
5) การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี otsu เป็นการหาเส้นทองแดงด้วยการหาขีดเริ่มเปลี่ยน

6) การหา ROI เป็นการค้นหาบริเวณที่ต้องการเพื่อนำมาแยกส่วนภาพโดยอาศัยข้อมูลทางกายภาพ

7) ผลการแยกส่วนภาพเป็นการแสดงผลของการแยกส่วนพื้นผิวเฟล็กซ์ของทั้งสองส่วน

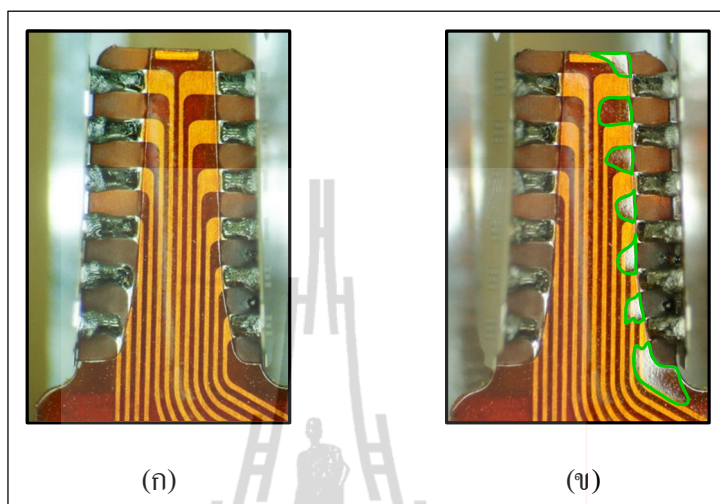
### 3.4 การบันทึกภาพ

การบันทึกภาพของงานวิจัยนี้ได้ใช้กล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล ที่มีกำลังขยายภาพที่ 90 เท่า (รายละเอียดของกล้องดูได้จากภาคผนวก ก) โดยมีอุปกรณ์ติดตั้งเป็นหลอดแอลอีดีสีขาวแบบวงกลมในการให้แสงสว่างและวางชิ้นงานห่างจากกล้อง 5 เซนติเมตร ซึ่งภาพที่บันทึกมีขนาด  $1280 \times 960$  จุดภาพ ในการบันทึกภาพได้วางแนวกล้องไว้ 2 รูปแบบ คือ รูปแบบที่หนึ่งเป็นการบันทึกภาพในแนว  $90^\circ$  รูปแบบที่สองเป็นการบันทึกภาพในแนว  $80^\circ$  ดังรูปที่ 3.4 ซึ่งการวางทั้งสองรูปแบบมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน โดยการบันทึกภาพในแนว  $90^\circ$  สามารถตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท splash ได้ดีกว่า เพราะจะไม่เกิดการสะท้อนแสงในส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ ซึ่งบริเวณที่เกิดการสะท้อนของแสงมองคล้ายกับว่าพื้นผิวเฟล็กซ์เป็นข้อบกพร่องประเภท splash เนื่องจากมีลักษณะในเฉดสีขาวซึ่งมีลักษณะใกล้เคียงกัน ดังรูปที่ 3.5



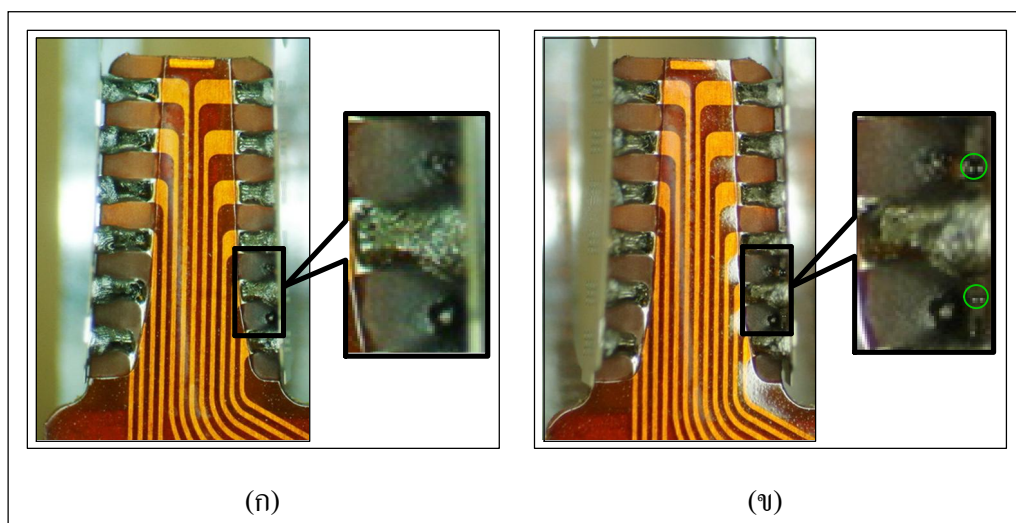
รูปที่ 3.4 รูปแบบการบันทึกภาพ (ก) การบันทึกภาพในแนว  $90^\circ$  (ข) การบันทึกภาพในแนว  $80^\circ$





รูปที่ 3.5 ข้อดีการบัดกรีภาพในแนว 90° (ก) ภาพที่บัดกรีในแนว 90° (ข) ภาพที่บัดกรีในแนว 80°

ในขณะที่การบัดกรีภาพในแนว 80° สามารถมองเห็นข้อบกพร่องประเภท ball soldering ดังรูปที่ 3.6 (ข) ซึ่งมีข้อบกพร่องประเภท ball soldering อยู่ภายในวงกลมสีเขียว โดยที่การบัดกรีภาพในแนว 90° รูปที่ 3.6 (ก) ไม่สามารถมองเห็นข้อบกพร่องประเภทนี้ได้เลย ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้การบัดกรีภาพในแนว 90° เพื่อตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท splash ส่วนการบัดกรีภาพในแนว 80° เพื่อตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท ball soldering และ flex burn

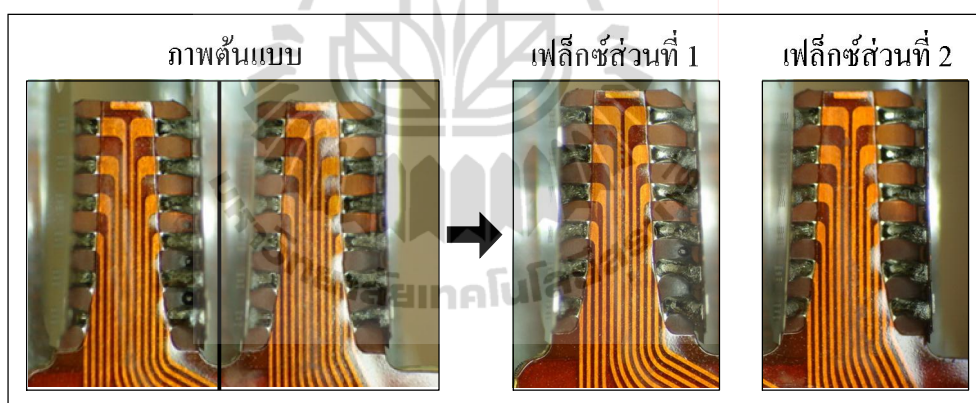


รูปที่ 3.6 ข้อดีการบัดกรีภาพในแนว 80° (ก) ภาพที่บัดกรีในแนว 90° (ข) ภาพที่บัดกรีในแนว 80°

### 3.5 การแบ่งส่วนภาพ

เนื่องจากการบันทึกภาพในแนว  $80^\circ$  มีข้อจำกัดทางด้านระยะโฟกัสทำให้การตรวจสอบข้อบกพร่องต้องเลือกส่วนที่มีความคมชัดมากที่สุดเพราะถ้าตรวจสอบพร้อมกันทั้งสองส่วนจะทำให้มีส่วนใดส่วนหนึ่งไม่สามารถที่จะมองเห็นได้ชัดเจน ดังนั้นต้องเลือกตรวจสอบเพียงส่วนเดียว โดยงานวิจัยได้แบ่งส่วนภาพออกเป็นสองส่วน คือ เฟล็กซ์ส่วนที่ 1 และเฟล็กซ์ส่วนที่ 2 ซึ่งมีขนาดภาพเท่ากับ  $640 \times 960$  จุดภาพ ดังรูปที่ 3.7 ในส่วนของการบันทึกภาพในแนว  $90^\circ$  จะแบ่งส่วนภาพเช่นเดียวกันเพราะถ้าไม่แยกพิจารณาจะมีผลต่อการหา ROI

ในการตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท flex burn ที่บันทึกภาพในแนว  $80^\circ$  จะแสดงเฉพาะส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบกพร่องทางฝั่งขวาของเฟล็กซ์ส่วนที่ 1 เนื่องจากตัวอย่างชิ้นงานที่ได้รับพบข้อบกพร่องประเภท flex burn ในส่วนนี้มากที่สุด



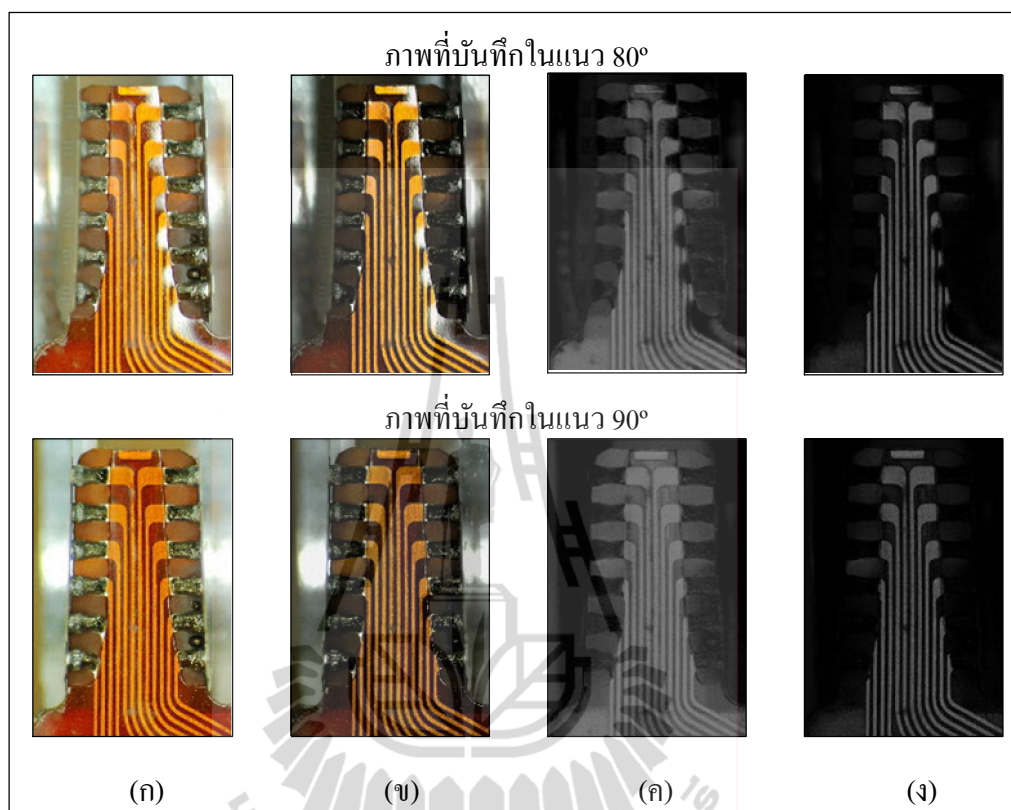
รูปที่ 3.7 การแบ่งส่วนภาพของการบันทึกภาพในแนว  $80^\circ$

### 3.6 การปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิก

การเลือกใช้การปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกมีจุดประสงค์เพื่อต้องการแสดงลักษณะที่เด่นชัดของเส้นทองแดงให้มากที่สุด โดยจะทำให้ระบบสามารถแยกส่วนภาพได้ง่ายขึ้น แต่ปัญหาที่พบของภาพที่ได้จากการบันทึกทั้งสองรูปแบบ คือ มีการสะท้อนของแสงซึ่งจะส่งผลกระทบต่อ การแยกส่วนภาพ ดังนั้นการปรับปรุงภาพด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกเป็นวิธีหนึ่งในการปรับปรุงความสว่างของภาพ

จากการทดสอบพบว่า การปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกทำให้แสดงเส้นทองแดงได้ชัดเจนกว่าภาพที่ไม่ได้ปรับปรุงด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิก โดยเห็นความชัดเจนของเส้นทองแดงเมื่อนำภาพไปแปลงเป็นปริภูมิสี YIQ ที่ช่องสัญญาณ I ซึ่งสามารถดูได้จากรูปที่ 3





รูปที่ 3.8 ตัวอย่างการปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกส์ (ก) ภาพต้นแบบ (ข) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยตัวกรอง (ค) ภาพที่ถูกแปลงเป็นปริภูมิสี YIQ ที่ช่องสัญญาณ I (ง) ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วยตัวกรองโฮโมมอร์ฟิกส์และแปลงเป็นปริภูมิสี YIQ ที่ช่องสัญญาณ I

งานวิจัยนี้ได้ปรับตั้งพารามิเตอร์ไว้ที่  $\gamma_H = 3$   $\gamma_L = 0.5$  และ  $D_0 = 100$  สำหรับภาพที่บันทึกในแนว 80° และ 90° โดยแสดงตัวอย่างภาพที่ได้รับการปรับปรุงคุณภาพดังรูปที่ 3.9

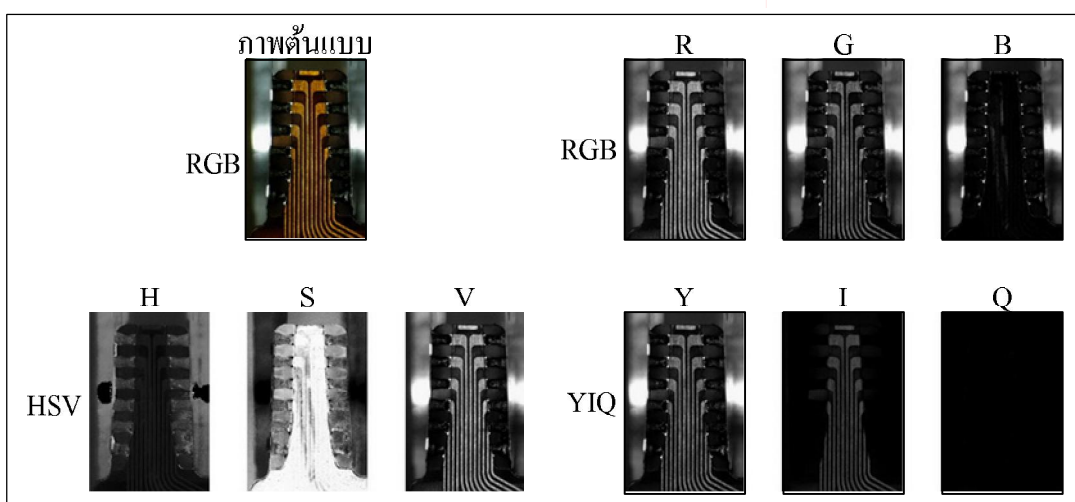


รูปที่ 3.9 ผลการทดสอบการปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์

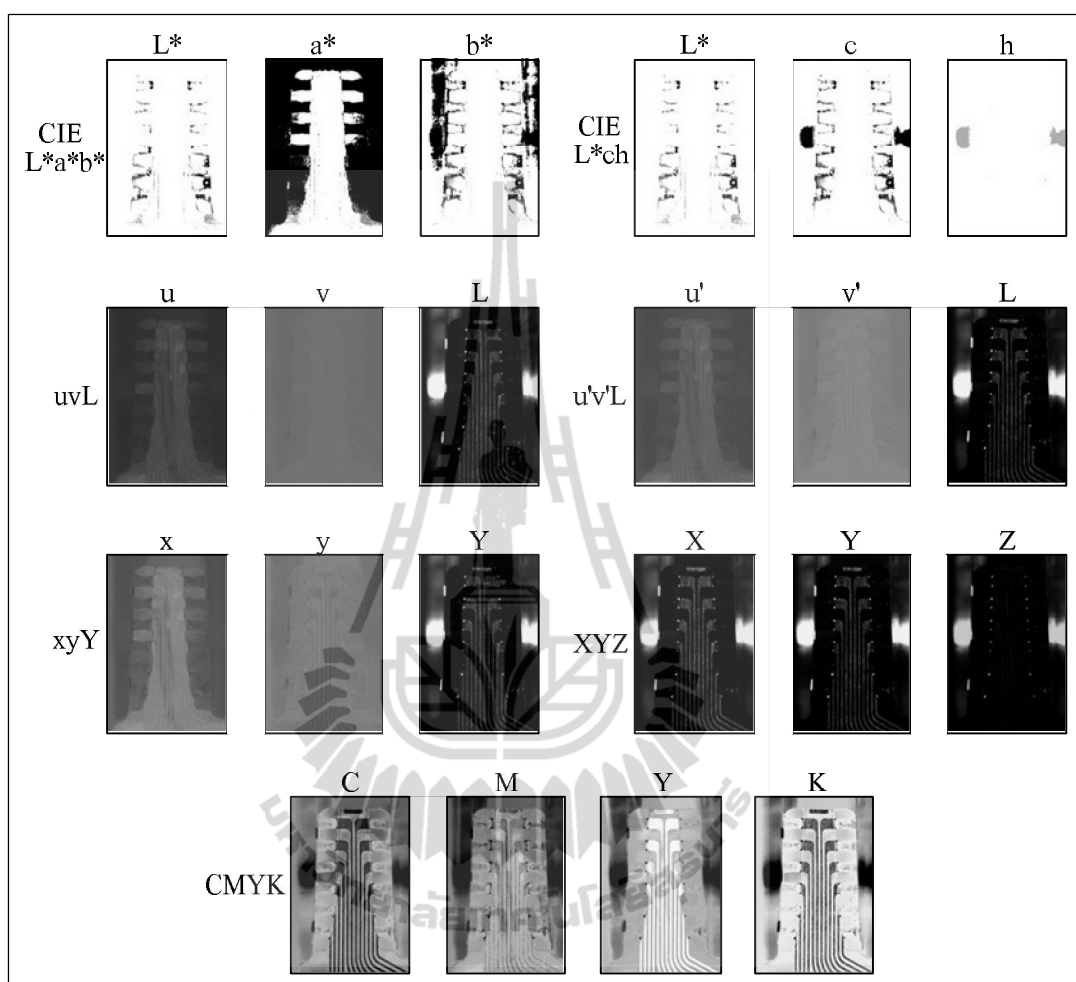
### 3.7 การแปลงปริภูมิสี

เมื่อได้ภาพที่ผ่านการปรับปรุงด้วยตัวกรองโซโมเมอร์ฟิกส์ซึ่งจะได้ภาพที่มีความชัดเจนของเส้นทองแดงเพิ่มมากขึ้น แต่ภาพที่ได้ยังมีความซับซ้อนในการที่จะแยกส่วนภาพของเส้นทองแดงให้มีความเด่นชัดที่สุด ดังนั้นเพื่อเป็นการกำจัดสภาพแวดล้อมที่ไม่เหมาะสมต่อการแสดงผลของเส้นทองแดง การแปลงปริภูมิสีจึงเป็นขั้นตอนที่สำคัญอย่างหนึ่งในการลดสภาวะแวดล้อมที่ไม่เหมาะสมออกไปจากงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาปริภูมิสีต่าง ๆ ได้แก่ RGB HSV YIQ YCbCr CIE L\*a\*b CIE L\*u\*v CMYK uvL u'v'L xyY และ XYZ ซึ่งเป็นปริภูมิสีที่มีใช้ในกล่องเครื่องมือการประมวลผลภาพรุ่น 7.1 (image processing toolbox version 7.1) ของโปรแกรม MATLAB โดยผลการศึกษาจะแสดงตามช่องสัญญาณแต่ละปริภูมิสีซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.10

จากการตรวจสอบความเด่นชัดเส้นทองแดงที่ช่องสัญญาณปริภูมิสีต่าง ๆ พบว่า ปริภูมิสี YIQ ช่องสัญญาณ I มีการตอบสนองต่อเส้นทองแดงเด่นชัดมากที่สุดและภาพพื้นหลังก็ไม่แสดงเด่นชัด ซึ่งมีสาเหตุมาจากโครงสร้างสีของปริภูมิสี YIQ ที่ประกอบด้วย Y เป็นช่องสัญญาณความส่องสว่าง I เป็นช่องสัญญาณสีแดง-สีน้ำเงินเขียว และ Q เป็นช่องสัญญาณสีม่วงแดง-สีเขียว แสดงให้เห็นว่าช่องสัญญาณ I มีการตอบสนองต่อเส้นทองแดงเพราะเส้นทองแดงมีเฉดสีที่คล้ายกับช่องสัญญาณ I ทำให้การแสดงผลของเส้นทองแดงในช่องสัญญาณ I มีความเด่นชัดเพิ่มมากขึ้นซึ่งเพียงพอต่อการนำไปหาขีดเริ่มเปลี่ยนได้ง่ายขึ้น



รูปที่ 3.10 ช่องสัญญาณของปริภูมิสีต่าง ๆ



รูปที่ 3.10 ช่องสัญญาณของปริภูมิสีต่างๆ (ต่อ)

### 3.8 การหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี otsu

การหาขีดเริ่มเปลี่ยนเป็นขั้นตอนในการแยกส่วนภาพเส้นทองแดงออกจากภาพพื้นหลัง ซึ่งจากการนำเสนอการหาขีดเริ่มเปลี่ยนในบทที่ 2 เป็นการหาภาพระดับเทาแต่ภาพที่เราจะนำมาหาขีดเริ่มเปลี่ยนในงานวิจัยเป็นภาพของปริภูมิสี YIQ ในช่องสัญญาณ I ซึ่งค่าความเข้มของจุดภาพทั้งสองมีค่าไม่เท่ากัน นั่นคือ ภาพระดับเทาจะมีค่าอยู่ในช่วง  $[0, 255]$  แต่ภาพของช่องสัญญาณ I จะมีค่าอยู่ในช่วง  $[-0.596, 0.596]$  ดังนั้นต้องนำค่าจุดภาพช่องสัญญาณ I มาปรับเป็นบรรทัดฐาน (normalization) ให้เท่ากับค่าจุดภาพระดับเทา ดังสมการที่ (3.1) และ (3.2)

$$I' = I - \min(I) \quad (3.1)$$

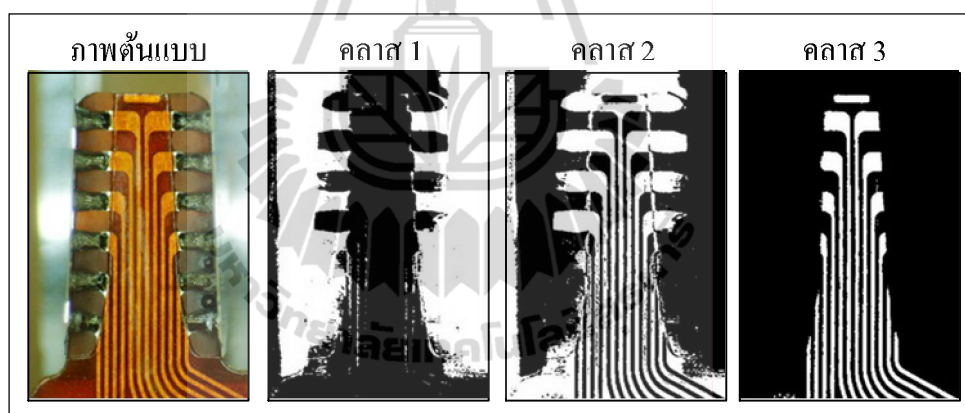


$$I' = \frac{I}{\max(I')} \times 255 \quad (3.2)$$

โดย  $I$  คือ ค่าจุดภาพของปริภูมิสี YIQ ที่ช่องสัญญาณ  $I$

$I'$  คือ ค่าจุดภาพที่ปรับเป็นค่ามาตรฐานซึ่งอยู่ในช่วง  $[0, 255]$

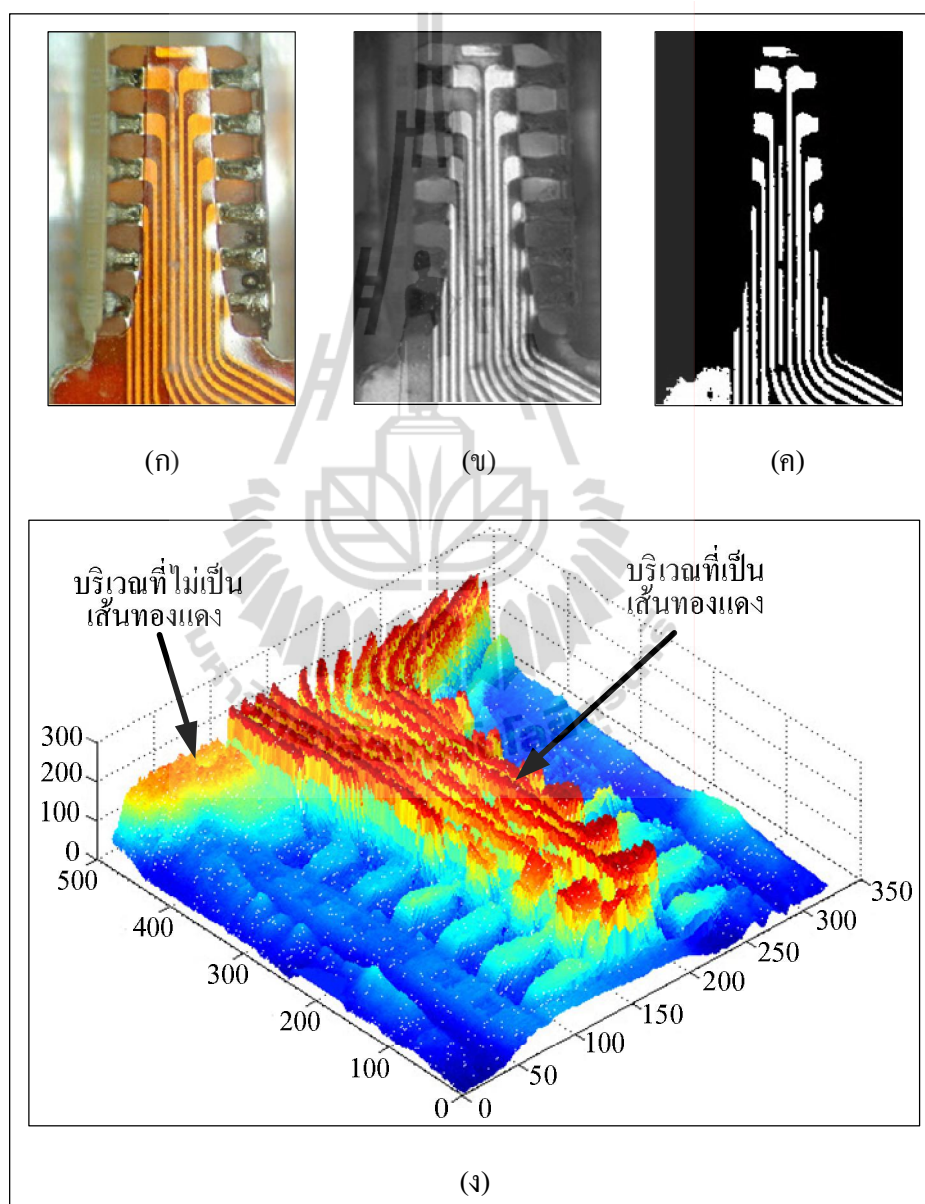
ในงานวิจัยนี้ได้แบ่งการหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยนทั้งหมด 3 คลาส โดยผลที่ได้จากการหาขีดเริ่มเปลี่ยนจะเป็นภาพขาวดำ ซึ่งสามารถดูตัวอย่างได้จากรูปที่ 3.11 เป็นตัวอย่างการแบ่งการหาค่าขีดเริ่มเปลี่ยน 3 คลาส ซึ่งจะแบ่งเป็น คลาสที่ 1 แสดงภาพของพื้นหลัง คลาสที่ 2 แสดงส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ และคลาสที่ 3 แสดงส่วนของเส้นทองแดง



รูป 3.11 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยน

เมื่อตรวจสอบผลของการหาขีดเริ่มเปลี่ยนในรูปที่ 3.13 พบว่าภาพที่บันทึก  $90^\circ$  สามารถคัดแยกเส้นทองแดงได้ดี ในขณะที่ภาพที่บันทึก  $80^\circ$  สามารถคัดแยกเส้นทองแดงได้ดีแต่ในบางภาพก็ยังมีบริเวณที่ไม่เป็นเส้นทองแดงปรากฏ ดังนั้นเมื่อตรวจสอบภาพที่ปริภูมิสี YIQ ที่ช่องสัญญาณ  $I$  ถูกปรับให้เป็นบรรทัดฐานเท่ากับค่าจุดภาพระดับเทา ดังรูป 3.12 (ง) ซึ่งเป็นภาพที่ได้จากรูป 3.12 (ข) โดยนำมาแสดงแบบสามมิติพบว่าบริเวณที่ไม่เป็นเส้นทองแดงมีค่าจุดภาพใกล้เคียงกับบริเวณที่เป็นเส้นทองแดงทำให้ผลของการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแสดงบริเวณที่ไม่ใช่เส้นทองแดงแสดงออกมา ดังรูป 3.12 (ค) นอกจากนี้ผลการแยกเส้นทองแดงในรูปที่ 3.12 (ค) จะมีเส้นทองแดงขาดในบางช่วงซึ่งเป็นผลมาจากบริเวณดังกล่าวมีการสะท้อนของแสงมากหรือมีข้อบกพร่องประเภท splash พาดผ่านเส้นทองแดง แต่ปัญหาดังกล่าวก็ไม่ได้มีผลต่อการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์แต่อย่างใด

เพราะในการแยกส่วนภาพไม่ได้พิจารณาเส้นทองแดงทั้งหมดโดยสามารถดูการแยกส่วนภาพได้จากการหา ROI

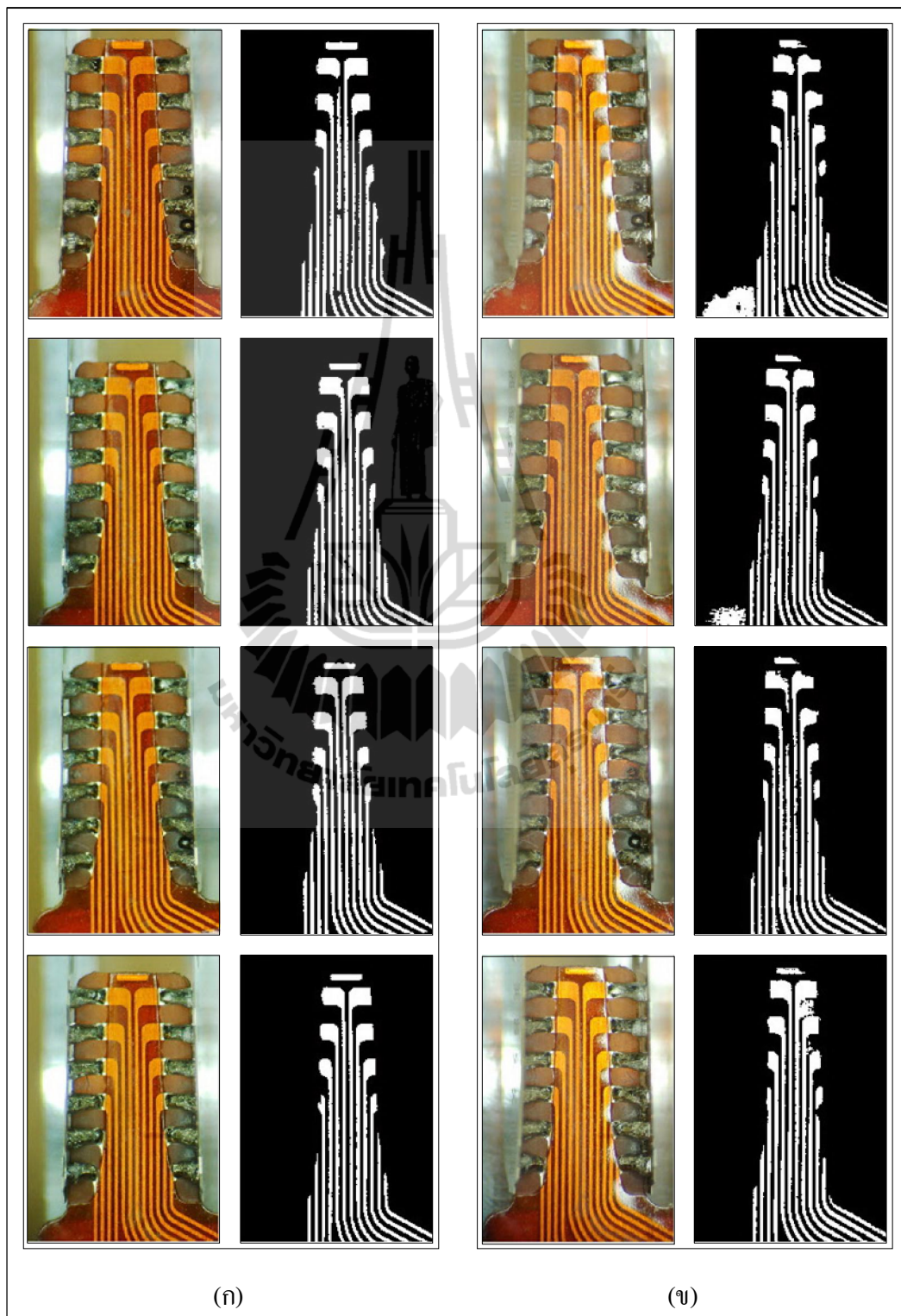


รูปที่ 3.12 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี otsu ของภาพที่บันทึก  $80^\circ$

(ก) ภาพต้นแบบ (ข) ภาพของปริภูมิสี YIQ ที่ช่องสัญญาณ I แบบสองมิติ

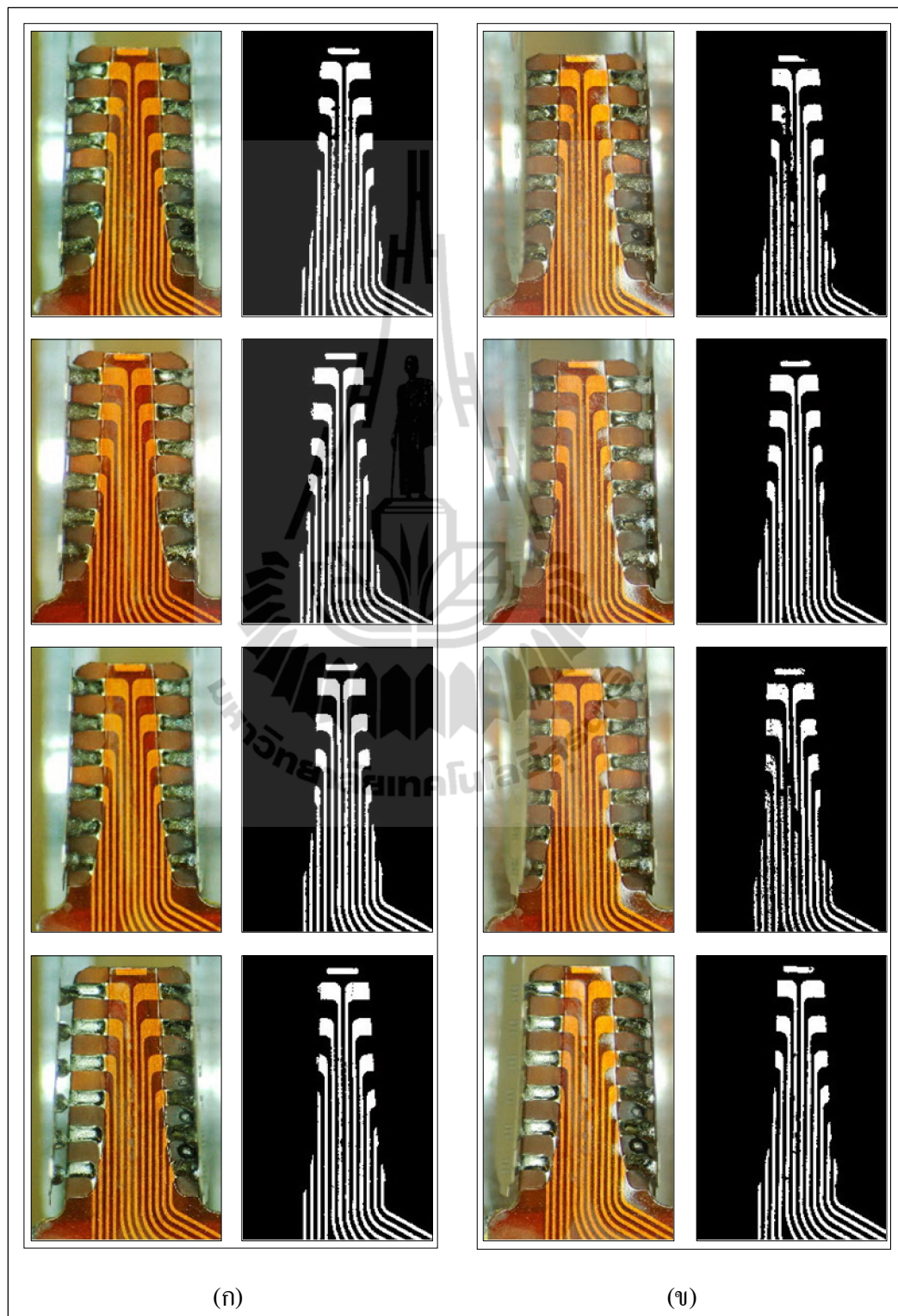
(ค) ผลของการหาขีดเริ่มเปลี่ยน (ง) ภาพของปริภูมิสี YIQ

ที่ช่องสัญญาณ I แบบสามมิติ



รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับ (ก) ภาพที่บันทึก  $90^{\circ}$   
(ข) ภาพที่บันทึก  $80^{\circ}$

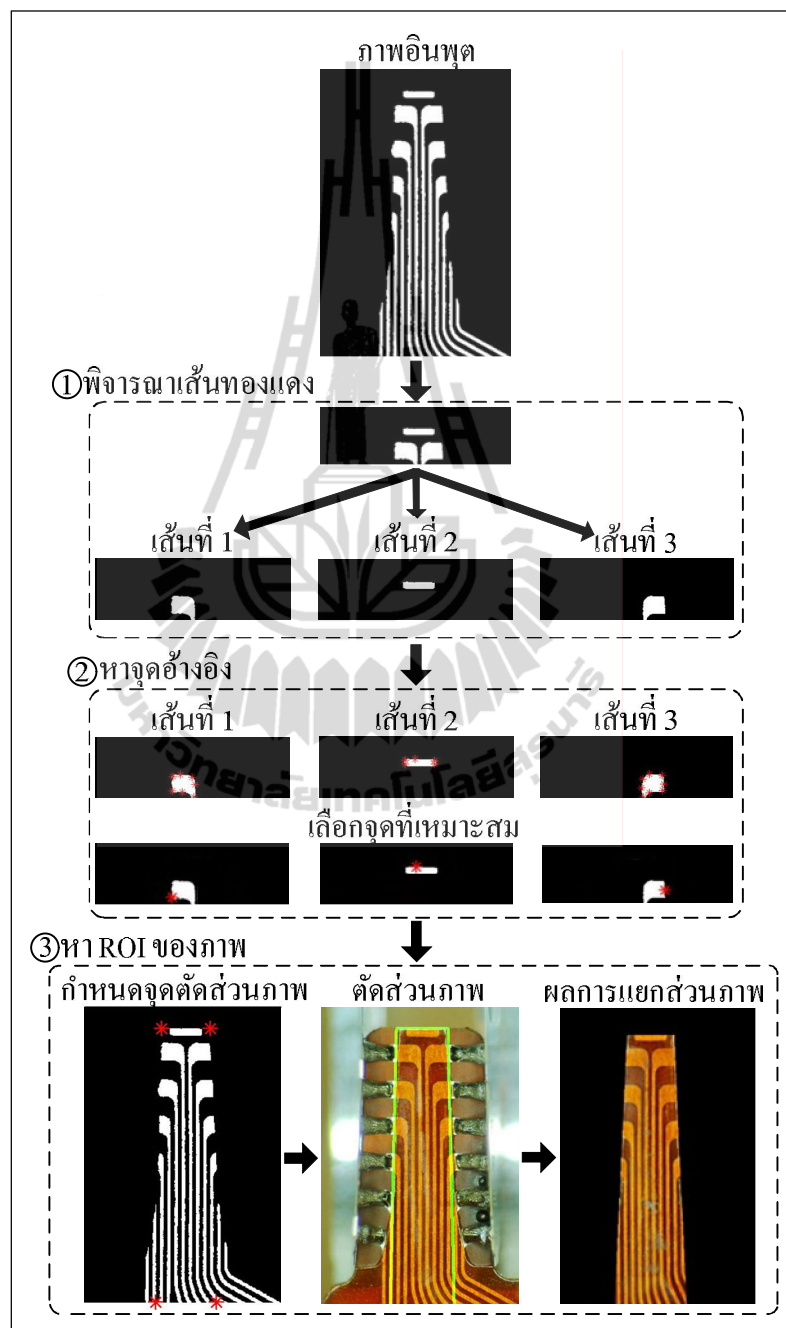




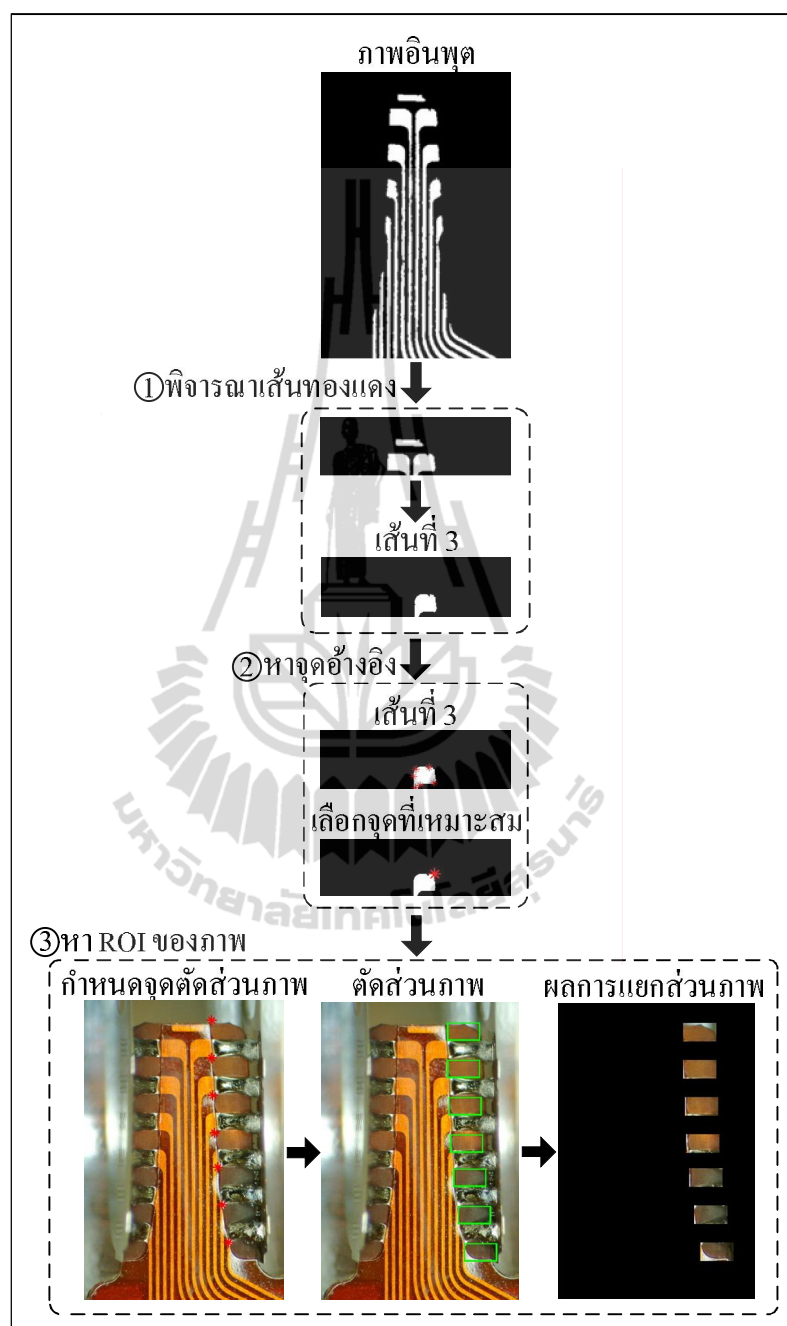
รูปที่ 3.13 ผลการทดสอบการหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับ (ก) ภาพที่บันทึก 90°  
(ข) ภาพที่บันทึก 80° (ต่อ)



### 3.9 การหา ROI



รูปที่ 3.14 โครงสร้างการหา ROI ของภาพที่บันทึกในแนว 90°

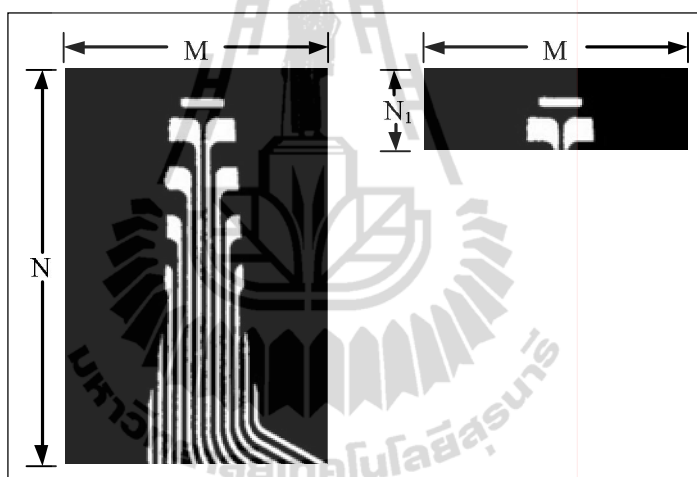


รูปที่ 3.15 โครงสร้างการหา ROI ของภาพที่บันทึกในแนว 80°

เมื่อได้ภาพขาวดำจากการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพที่บันทึกในแนว 90° และ 80° เราจะนำภาพทั้งสองรูปแบบมาหา ROI ของภาพซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ (1) การพิจารณาเส้นทางแดง (2) การหาจุดอ้างอิง และ (3) การหา ROI ของภาพ ทั้งสามขั้นตอนจะแยกพิจารณาตามรูปแบบการบันทึกภาพ โดยมีรายละเอียดดังนี้

### 3.9.1 การพิจารณาเส้นทองแดง

จากปัญหาการคัดแยกเส้นทองแดงในหัวข้อที่ 3.6 คือ มีบริเวณที่ไม่ใช่เส้นทองแดงปรากฏในภาพและมีเส้นทองแดงขาดในบางช่วง ดังนั้นเพื่อให้การแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ได้ดียิ่งขึ้นจึงมีแนวคิดในการหลีกเลี่ยงปัญหาดังกล่าว โดยการพิจารณาเฉพาะเส้นทองแดงด้านบนสุดของภาพ ซึ่งภาพที่ได้จะครอบคลุมเฉพาะเส้นทองแดงทั้งสามเส้น จากข้อมูลที่ได้จากภาพดังกล่าวเพียงพอต่อการนำไปหาจุดอ้างอิงเพื่อทำการหา ROI โดยบริเวณที่แสดงเส้นทองแดงทั้งสามเส้นมีขนาด  $M \times N_1$  จุดภาพ ดังรูปที่ 3.16 ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่า  $M = 640$  และ  $N_1 = 200$

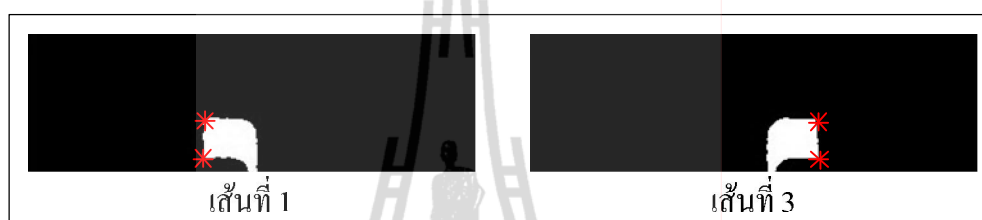


รูปที่ 3.16 การพิจารณาเส้นทองแดง

เมื่อได้เส้นทองแดงทั้งสามเส้นเราจะแยกพิจารณาทีละเส้นเพื่อทำการหาจุดอ้างอิง โดยภาพที่บันทึกในแนว  $90^\circ$  จะแยกพิจารณาเส้นทองแดงออกเป็นสามเส้น ดังรูปที่ 3.14 ในส่วนของภาพที่บันทึกในแนว  $80^\circ$  จะพิจารณาเส้นทองแดงเพียงเส้นเดียว เนื่องจากภาพที่บันทึกในแนว  $80^\circ$  มีข้อจำกัดที่ระยะโฟกัสของภาพดังนั้นจึงต้องพิจารณาด้านที่ต้องการตรวจสอบ นั่นคือถ้าตรวจสอบพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีทางด้านซ้ายต้องนำเส้นทองแดงเส้นที่ 1 มาหาจุดอ้างอิง ถ้าตรวจสอบทางด้านขวาต้องนำเส้นทองแดงเส้นที่ 3 มาหาจุดอ้างอิง ดังรูป 3.15 ซึ่งจะแสดงการตรวจสอบพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีด้านขวาเพียงอย่างเดียว

### 3.9.2 การหาจุดอ้างอิง

เมื่อพิจารณาการเชื่อมต่อของเส้นทองแดงในเส้นที่ 1 และ 3 พบว่าปลายขอบของเส้นทองแดงมีการเชื่อมต่อกับขั้วบัดกรี ดังนั้นจุดที่สามารถนำมาอ้างอิงได้ต้องอยู่ที่ตำแหน่งปลายขอบบนสุดหรือล่างสุด ดังรูปที่ 3.17 โดยงานวิจัยนี้ได้เลือกตำแหน่งบนสุด



รูปที่ 3.17 ตำแหน่งปลายขอบของเส้นทองแดง

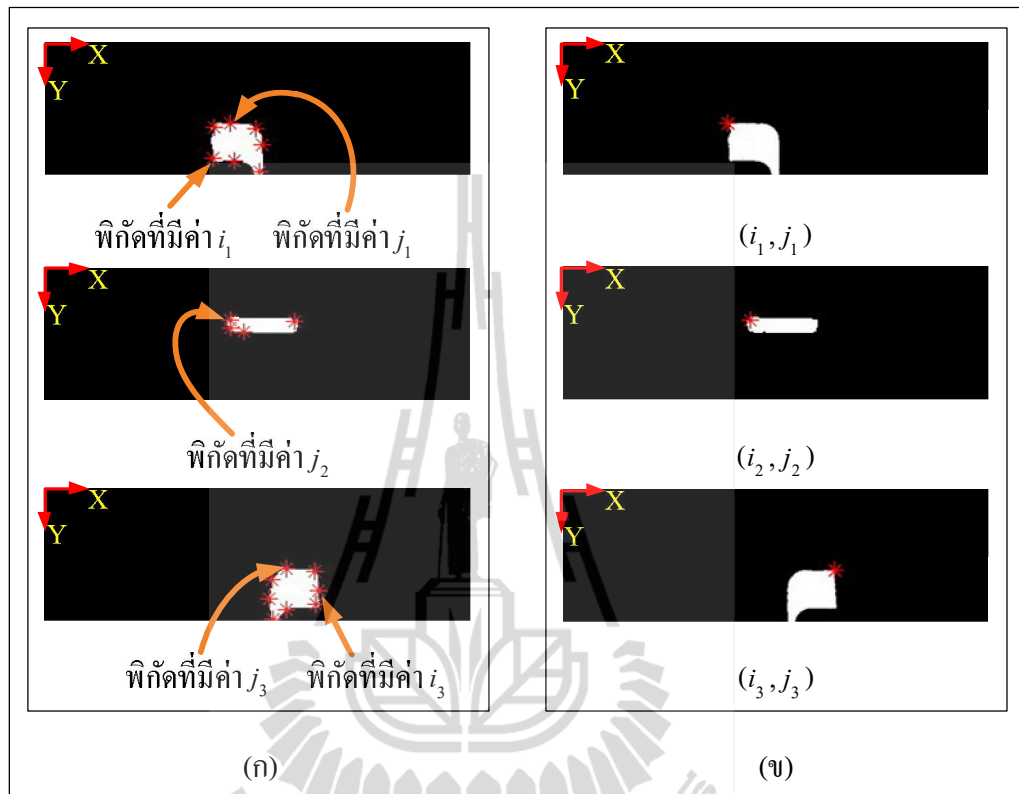
ในขณะที่เส้นทองแดงเส้นที่ 2 จะนำมาพิจารณาเฉพาะภาพที่บันทึกในแนว  $90^\circ$  แต่ภาพที่บันทึกในแนว  $80^\circ$  จะไม่นำมาพิจารณา ดังนั้นการหาจุดอ้างอิงของภาพที่บันทึกในแนว  $90^\circ$  จะพิจารณาในเส้นที่ 1 2 และ 3 ส่วนภาพที่บันทึกในแนว  $80^\circ$  จะพิจารณาในเส้นที่ 1 และ 3 ซึ่งการหาพิกัดของจุดอ้างอิงมีดังนี้

ในการหาพิกัดของจุดอ้างอิงสามารถหาได้จากการตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริส ซึ่งได้ผลการตรวจหามุมดังรูปที่ 3.18 (ก) แต่เนื่องจากผลการตรวจหามุมมีพิกัดจำนวนมาก ดังนั้นต้องเลือกพิกัดที่เหมาะสมเพื่อนำมาเป็นจุดอ้างอิงโดยทำการพิจารณาเส้นทองแดงดังนี้

เส้นที่ 1 : ในแนวแกน X เลือกพิกัดที่น้อยที่สุด คือ  $i_1$  ในแนวแกน Y เลือกพิกัดที่น้อยที่สุด คือ  $j_1$  จะได้จุดอ้างอิงของเส้นที่ 1 เป็น  $(i_1, j_1)$  ดังรูปที่ 3.18 (ข)

เส้นที่ 2 : เราจะพิจารณาเฉพาะในแนวแกน Y เพียงอย่างเดียว โดยเลือกพิกัดที่น้อยที่สุด คือ  $j_2$  จะได้จุดอ้างอิงของเส้นที่ 2 เป็น  $(i_2, j_2)$  ดังรูปที่ 3.18 (ข)

เส้นที่ 3 : ในแนวแกน X เลือกพิกัดที่มากที่สุด คือ  $i_3$  ในแนวแกน Y เลือกพิกัดที่น้อยที่สุด คือ  $y_3$  จะได้จุดอ้างอิงของเส้นที่ 3 เป็น  $(x_3, y_3)$  ดังรูปที่ 3.18 (ข)



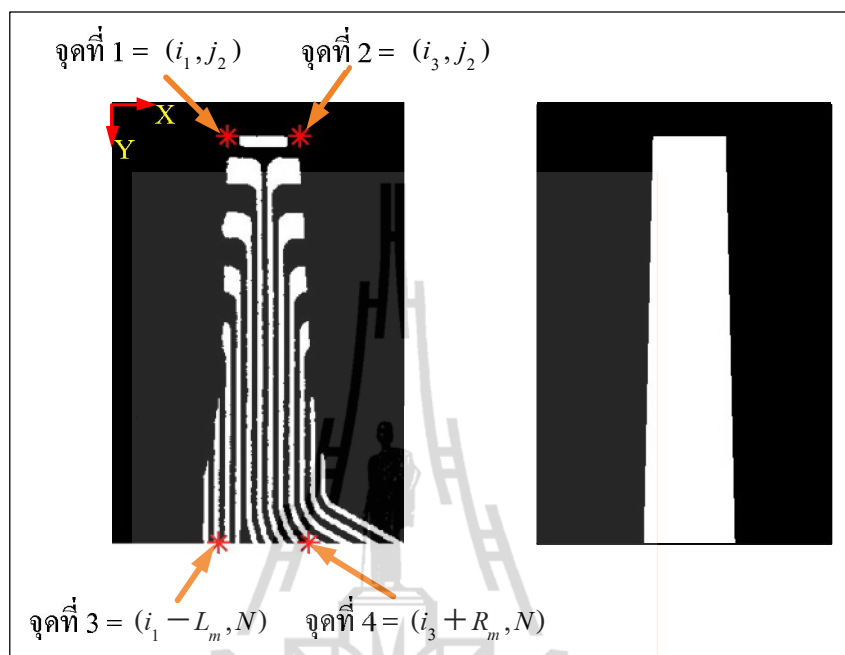
รูปที่ 3.18 การหาจุดอ้างอิง (ก) ตัวอย่างผลการตรวจหามุมด้วยวิธีแฮร์ริส (ข) จุดอ้างอิง

### 3.9.3 การหา ROI

การหา ROI จะแยกพิจารณาออกเป็น 2 รูปแบบ คือ การหา ROI ของภาพที่บันทึก  $90^\circ$  และการหา ROI ของภาพที่บันทึก  $80^\circ$  มีวิธีการดังนี้

#### 1) การหา ROI ของภาพที่บันทึก $90^\circ$

จากการหาจุดอ้างอิงของเส้นทองแดงที่ 1 2 และ 3 นำข้อมูลที่ได้มาตัดส่วนภาพ (crop image) ซึ่งต้องใช้ทั้งหมด 4 จุด โดยมีค่าพิกัดดังนี้ จุดที่ 1 =  $(i_1, j_1)$  จุดที่ 2 =  $(i_3, j_2)$  จุดที่ 3 =  $(i_1 - L_m, N)$  และจุดที่ 4 =  $(i_3 + R_m, N)$  จะเห็นได้ว่าจุดที่ 3 และ 4 มีค่า  $L_m$  และ  $R_m$  ได้เพิ่มและลดพิกัด เนื่องจากการตัดส่วนภาพต้องให้ครอบคลุมส่วนของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วน ของเส้นทองแดงให้ได้มากที่สุด ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ปรับที่  $L_m = 10$  และ  $R_m = 10$  โดยสามารถ แสดงผลการตัดส่วนภาพของภาพที่บันทึก  $90^\circ$  ได้ดังรูปที่ 3.19



รูปที่ 3.19 ผลการตัดส่วนภาพของภาพที่บันทึก 90°

## 2) การหา ROI ของภาพที่บันทึก 80°

เนื่องจากงานวิจัยนี้สามารถควบคุมระยะการบันทึกภาพระหว่างตัวชิ้นงานและกล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล ทำให้การหา ROI ของภาพที่บันทึกในแนว 80° สามารถอาศัยจุดอ้างอิงเพียงจุดเดียว นอกจากนั้นใช้ข้อมูลลักษณะทางกายภาพของเพล็กซ์ในการตัดส่วนภาพ จากภาพพื้นผิวเพล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบดกรีมีด้วยกันทั้งหมด 7 ส่วน งานวิจัยนี้จึงได้กำหนดให้มีจุด 7 จุดสำหรับเป็นพิกัดในการตัดส่วนภาพ โดยในการหาแต่ละจุดจะแยกพิจารณาออกเป็น 2 รูปแบบ คือ แนวแกน X และแนวแกน Y ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

แนวแกน X : เมื่อพิจารณาในรูปที่ 3.20 จุดที่ 1 และ 2 จะมีค่าเท่ากับจุดอ้างอิง ในขณะที่จุดที่ 3-7 จะมีค่าเพิ่มขึ้นเพราะลักษณะการเชื่อมต่อของเส้นทองแดงกับข้อบดกรี โดยระยะห่างของจุดที่ 3-7 จะนับจากเส้นอ้างอิง ซึ่งเส้นอ้างอิงเป็นเส้นที่ลากจากจุดอ้างอิงลงมาในทิศตั้งฉากกับรูปภาพ

แนวแกน Y : เมื่อพิจารณาในรูปที่ 3.21 ความกว้างของเส้นทองแดงตั้งแต่จุดที่ 2-5 เท่ากับ 57 จุดภาพ แต่ในจุดที่ 6 และ 7 จะไม่สามารถใช้ความกว้างของเส้นทองแดงได้ เพราะภาพที่บันทึกในแนว 80° ไม่ปรากฏเส้นทองแดงเชื่อมต่อกับข้อบดกรีโดยสมบูรณ์ ดังนั้นต้องอาศัยข้อมูลจากความกว้างของพื้นผิวเพล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบดกรีซึ่งมีค่าเท่ากับ 60 จุดภาพ

ในทุกจุด ซึ่งจะได้ค่าจุดภาพในจุดที่ 6 และ 7 ในส่วนจุดที่ 1 เราจะนับจากจุดอ้างอิงขึ้นไปถึงจุดที่ 1 เท่ากับ 60 จุดภาพ ดังนั้นเราจะได้พิกัดของจุดทั้งหมดดังนี้

ในงานวิจัยนี้เป็นการตรวจสอบพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบัดกรีด้านขวา ดังนั้นจะได้พิกัดของจุดอ้างอิงเท่ากับ  $(i_3, j_3)$  ซึ่งเป็นพิกัดที่ได้จากการหาจุดอ้างอิงของเส้นทองแดง เส้นที่ 3 กำหนดให้  $c$  เป็นพิกัดของจุดในแนวแกน X และ  $r$  เป็นพิกัดของจุดในแนวแกน Y จะได้

$$\text{จุดที่ 1 } (c_1, r_1) = (i_3, j_3 - Y_1)$$

$$\text{จุดที่ 2 } (c_2, r_2) = (i_3, j_3 + Y_2)$$

$$\text{จุดที่ 3 } (c_3, r_3) = (i_3 + X_1, j_3 + Y_3)$$

$$\text{จุดที่ 4 } (c_4, r_4) = (i_3 + X_2, j_3 + Y_4)$$

$$\text{จุดที่ 5 } (c_5, r_5) = (i_3 + X_3, j_3 + Y_5)$$

$$\text{จุดที่ 6 } (c_6, r_6) = (i_3 + X_4, j_3 + Y_6)$$

$$\text{จุดที่ 7 } (c_7, r_7) = (i_3 + X_5, j_3 + Y_7)$$

ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่า  $(X_1, X_2, \dots, X_5) = (5, 10, 20, 35, 55)$  และ  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_7) = (60, 57, 174, 291, 408, 518, 638)$

เช่นเดียวกันถ้าต้องการตรวจสอบพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบัดกรีด้านซ้าย เราจะเปลี่ยนพิกัดของจุดอ้างอิงเป็น  $(i_1, j_1)$  ซึ่งเป็นพิกัดที่ได้จากการหาจุดอ้างอิงในเส้นทองแดงเส้นที่ 1 แต่พิกัดในแนวแกน X จะมีค่าลดลงดังนี้

$$\text{จุดที่ 1 } (c_1, r_1) = (i_1, j_1 + Y_1)$$

$$\text{จุดที่ 2 } (c_2, r_2) = (i_1, j_1 + Y_2)$$

$$\text{จุดที่ 3 } (c_3, r_3) = (i_1 - X_1, j_1 + Y_3)$$

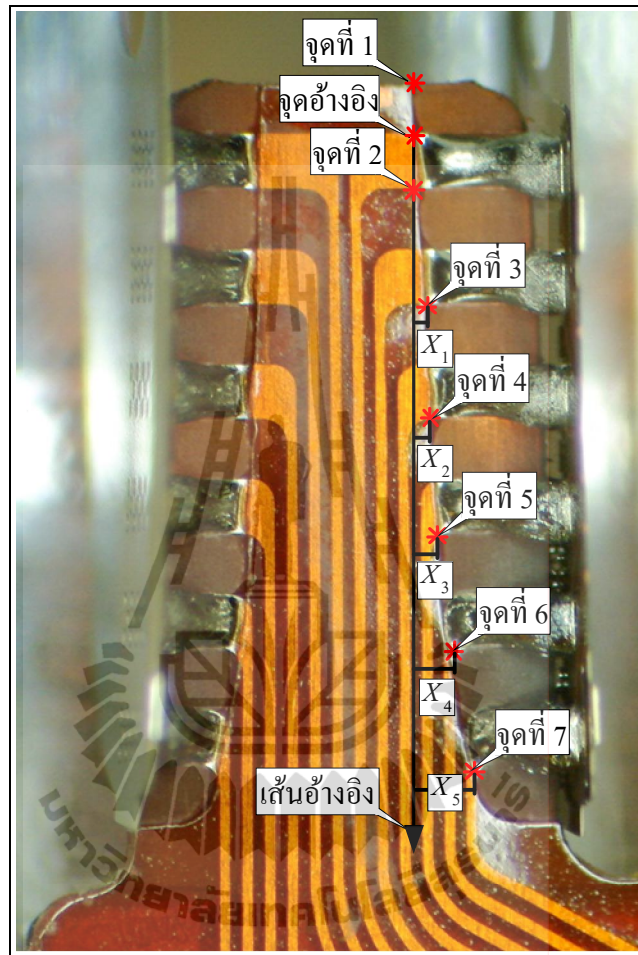
$$\text{จุดที่ 4 } (c_4, r_4) = (i_1 - X_2, j_1 + Y_4)$$

$$\text{จุดที่ 5 } (c_5, r_5) = (i_1 - X_3, j_1 + Y_5)$$

$$\text{จุดที่ 6 } (c_6, r_6) = (i_1 - X_4, j_1 + Y_6)$$

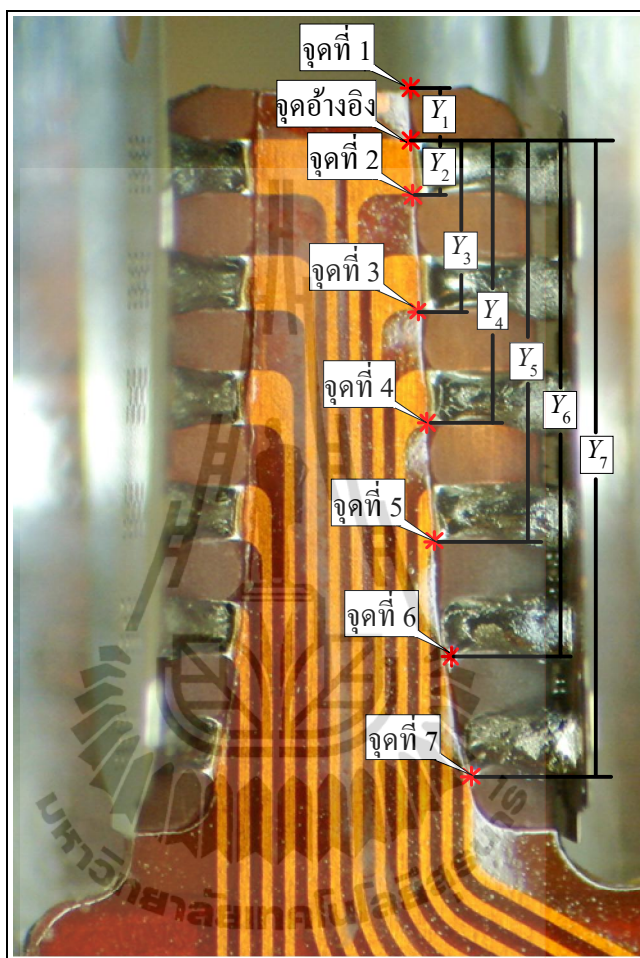
$$\text{จุดที่ 7 } (c_7, r_7) = (i_1 - X_5, j_1 + Y_7)$$

เมื่อได้พิกัดทั้ง 7 จุด สามารถตัดส่วนภาพด้วยขนาด  $P \times Q$  จุดภาพ ดังรูปที่ 3.22 โดยงานวิจัยนี้ได้ตัดส่วนภาพขนาด  $60 \times 108$  จุดภาพ

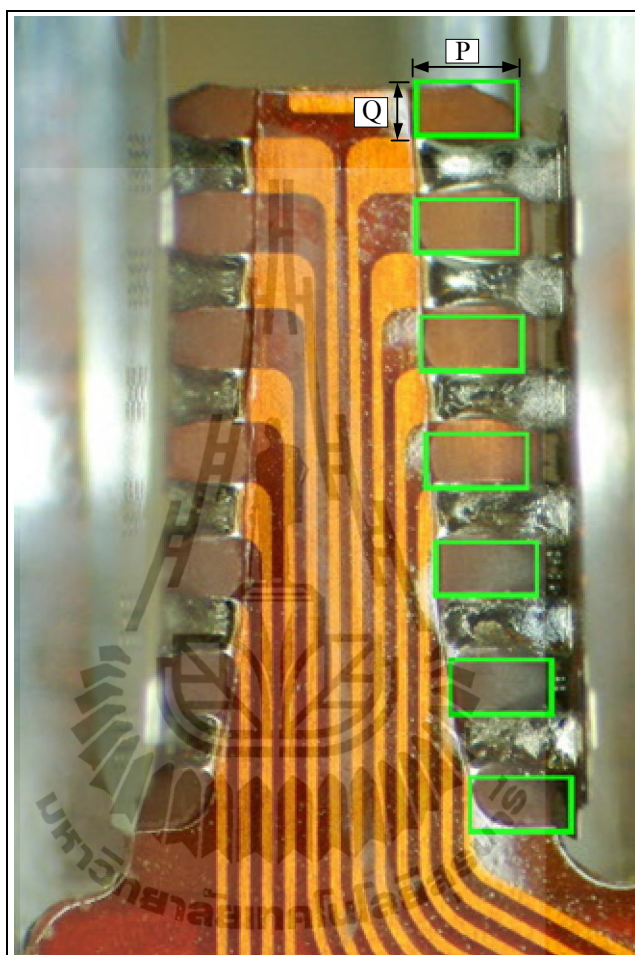


รูปที่ 3.20 การหาพิกัดของจุดทั้ง 7 ในแนวแกน X





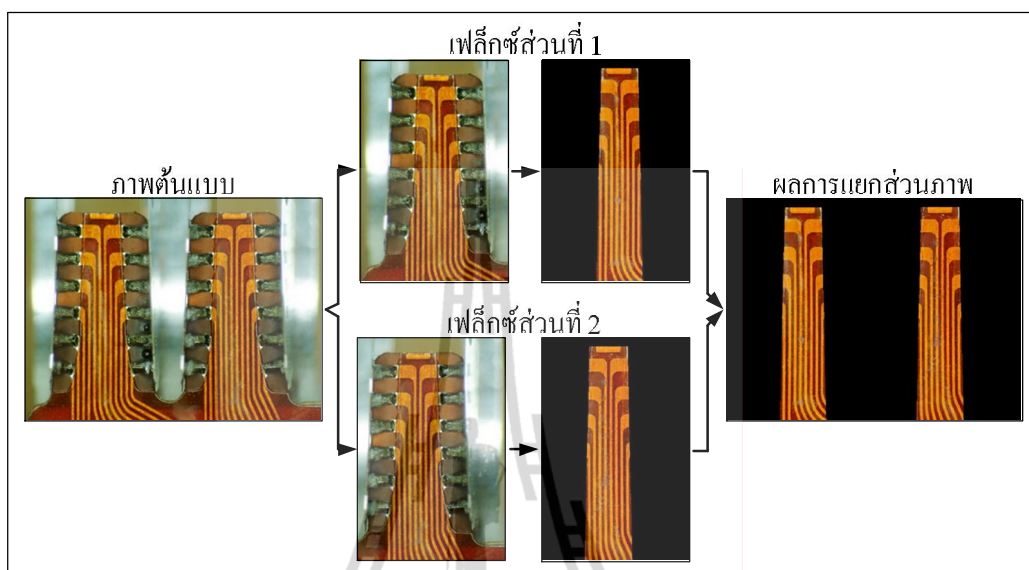
รูปที่ 3.21 การหาพิกัดของจุดทั้ง 7 ในแนวแกน Y



รูปที่ 3.22 การตัดส่วนภาพของภาพที่บันทึก 80°

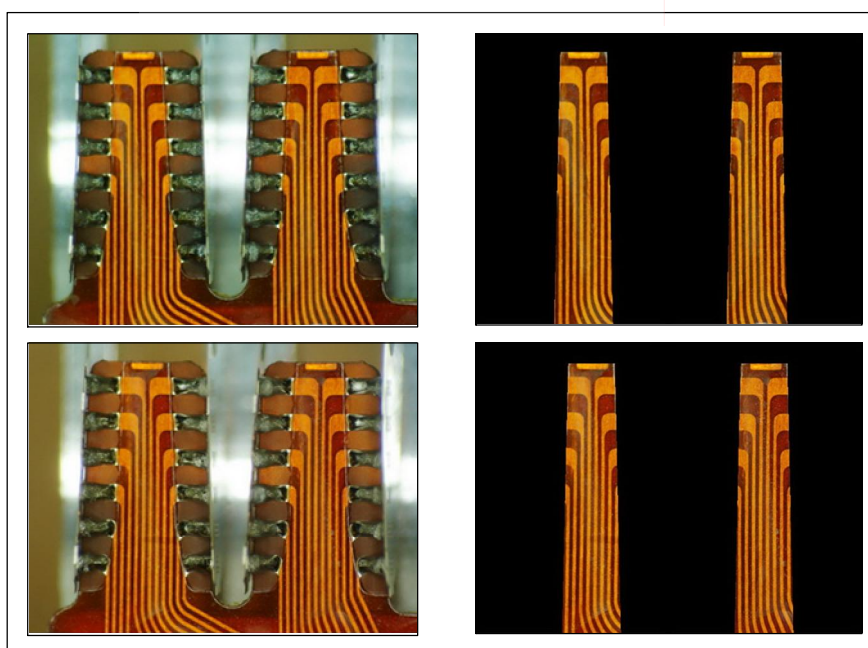
### 3.10 ผลการแยกส่วนภาพ

จากการแบ่งส่วนภาพในหัวข้อที่ 3.3 ทำให้ภาพที่บันทึกในแนว 90° ต้องแยกพิจารณาออกเป็นสองส่วน คือ เฟล็กซ์ส่วนที่ 1 และเฟล็กซ์ส่วนที่ 2 ซึ่งสาเหตุในการแบ่งเนื่องจากการหา ROI ในส่วนของการหาจุดอ้างอิง ถ้าหาพร้อมกันทั้งสองส่วนจะไม่สามารถหาจุดอ้างอิงได้ ดังนั้นต้องแยกพิจารณาการแยกส่วนภาพออกมาทีละส่วน เมื่อได้ภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงทั้งสองส่วนจึงนำมารวมเป็นรูปใหม่ ดังรูปที่ 3.23

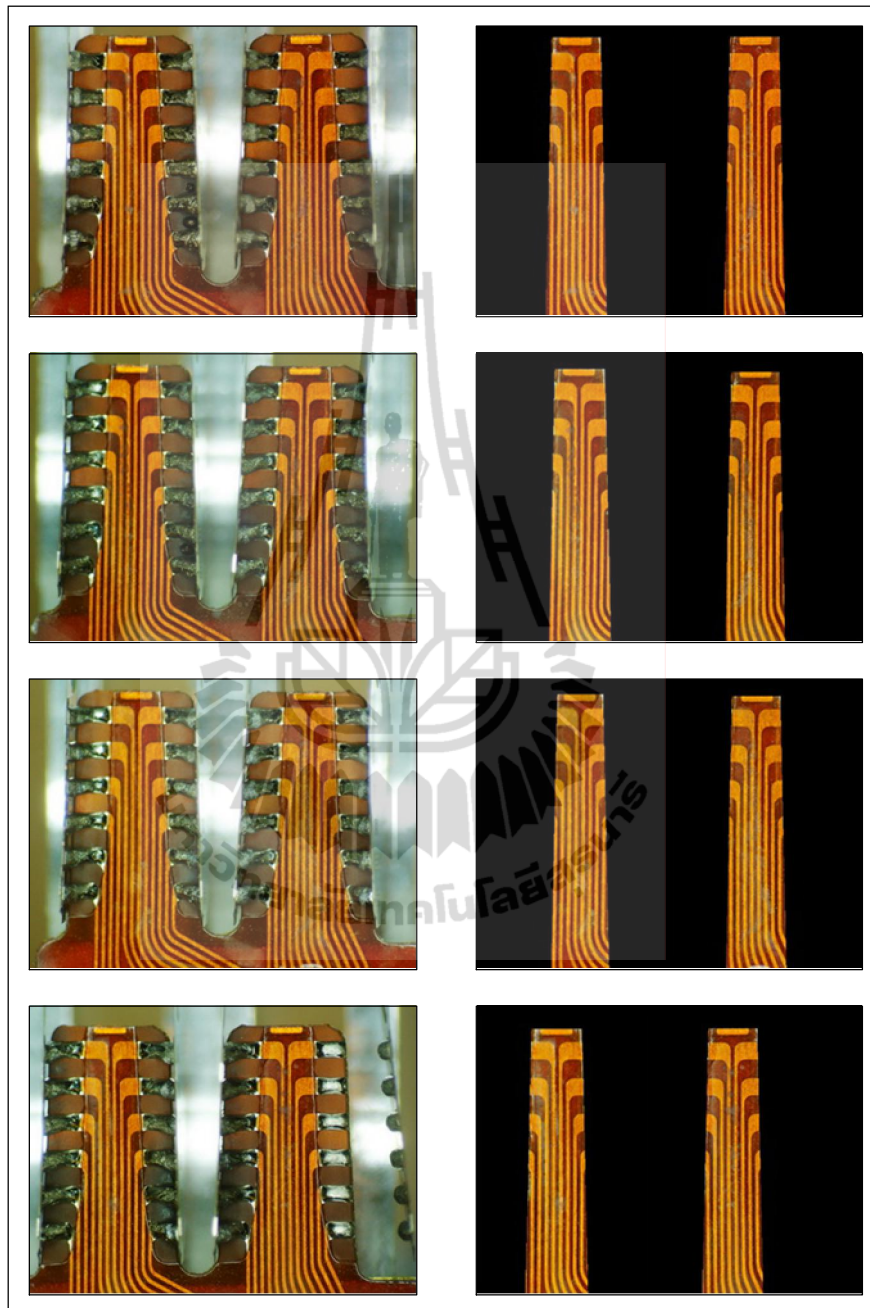


รูปที่ 3.23 การแยกพิจารณาการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว 90°

จากวิธีการแยกส่วนภาพที่กล่าวมาทั้งหมดสามารถแสดงตัวอย่างการแยกส่วนภาพในภาพที่บันทึก 90° และ 80° ได้ดังรูปที่ 3.24 และ 3.25 ตามลำดับ

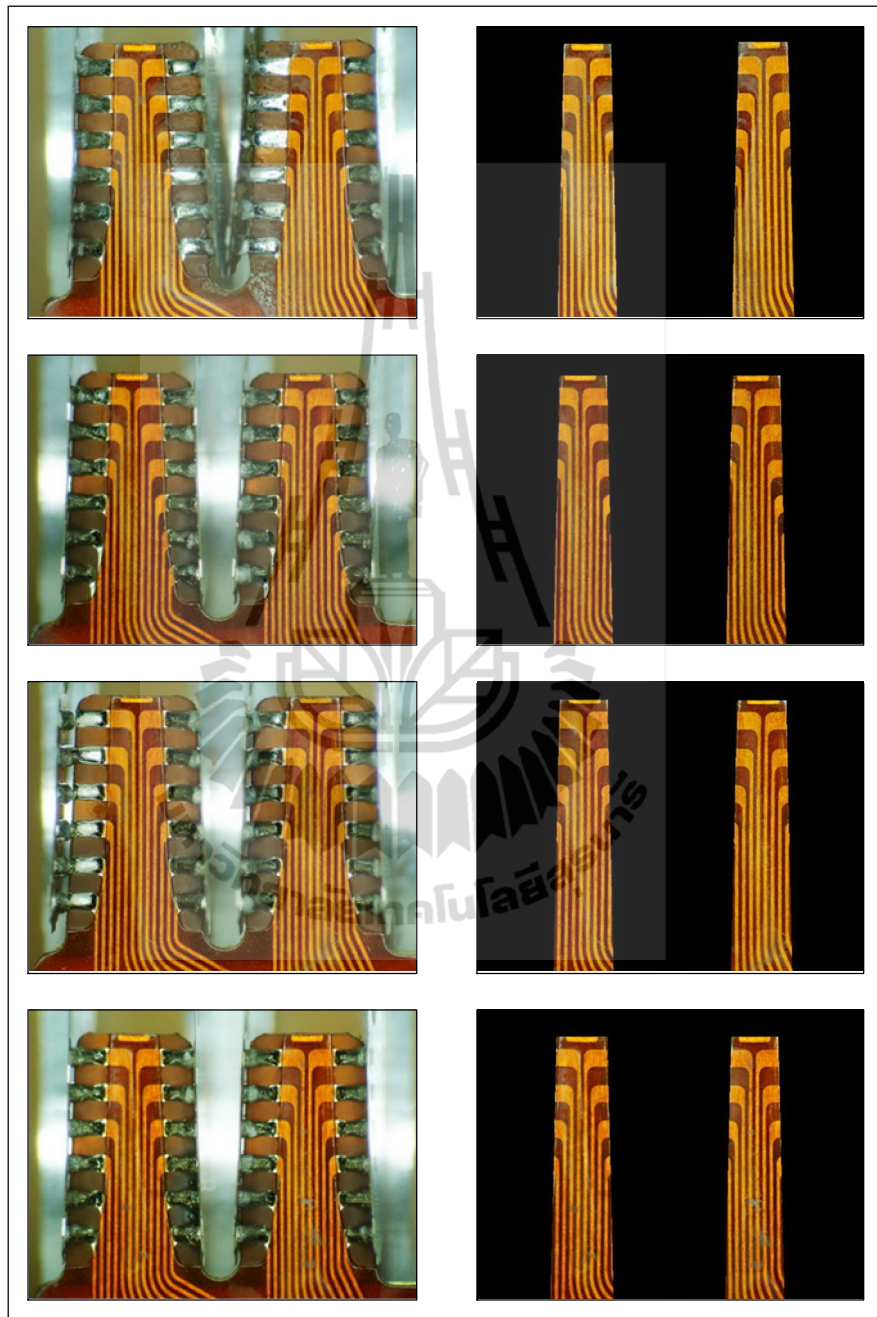


รูปที่ 3.24 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว 90°

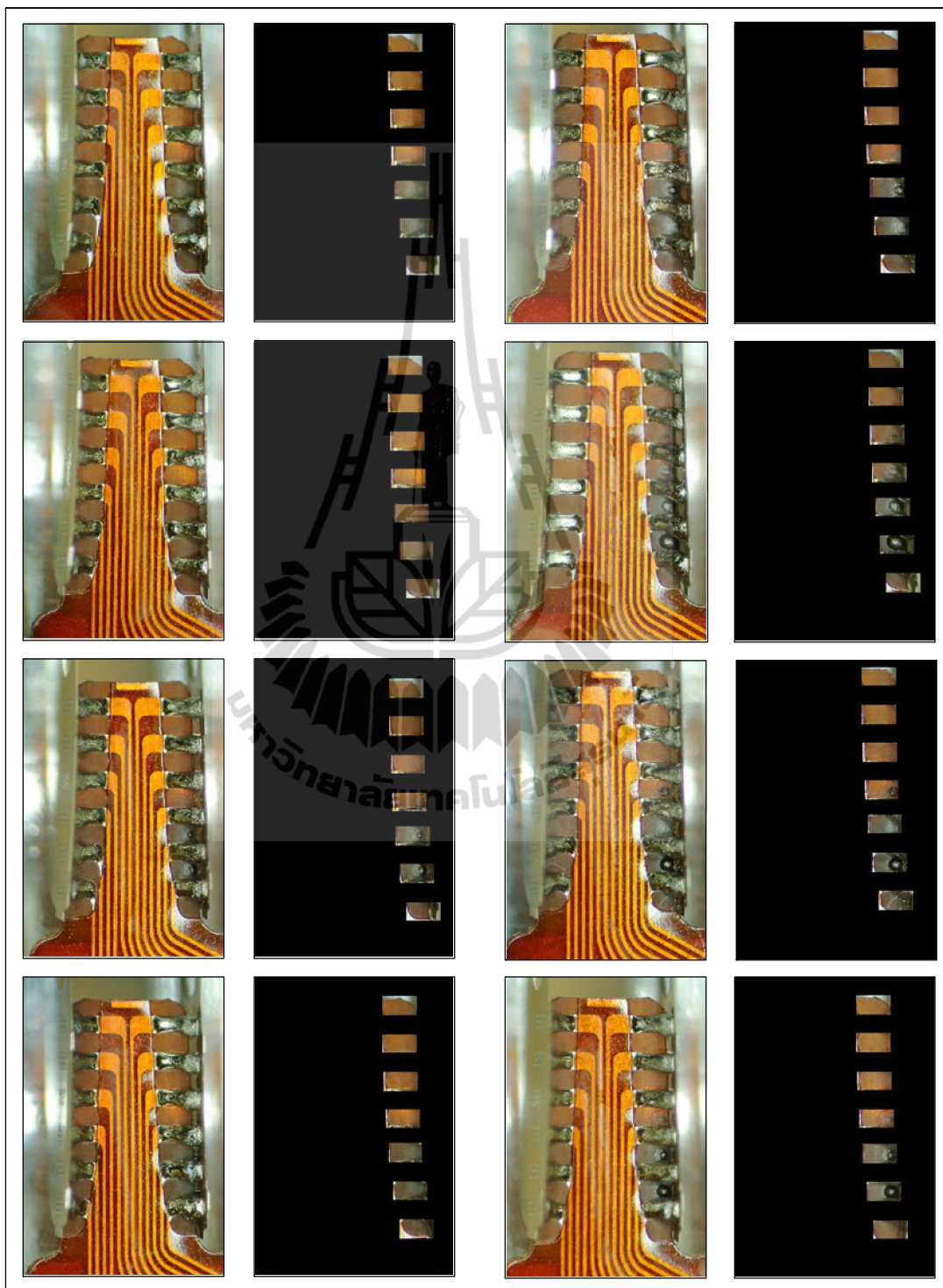


รูปที่ 3.24 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว  $90^\circ$  (ต่อ)

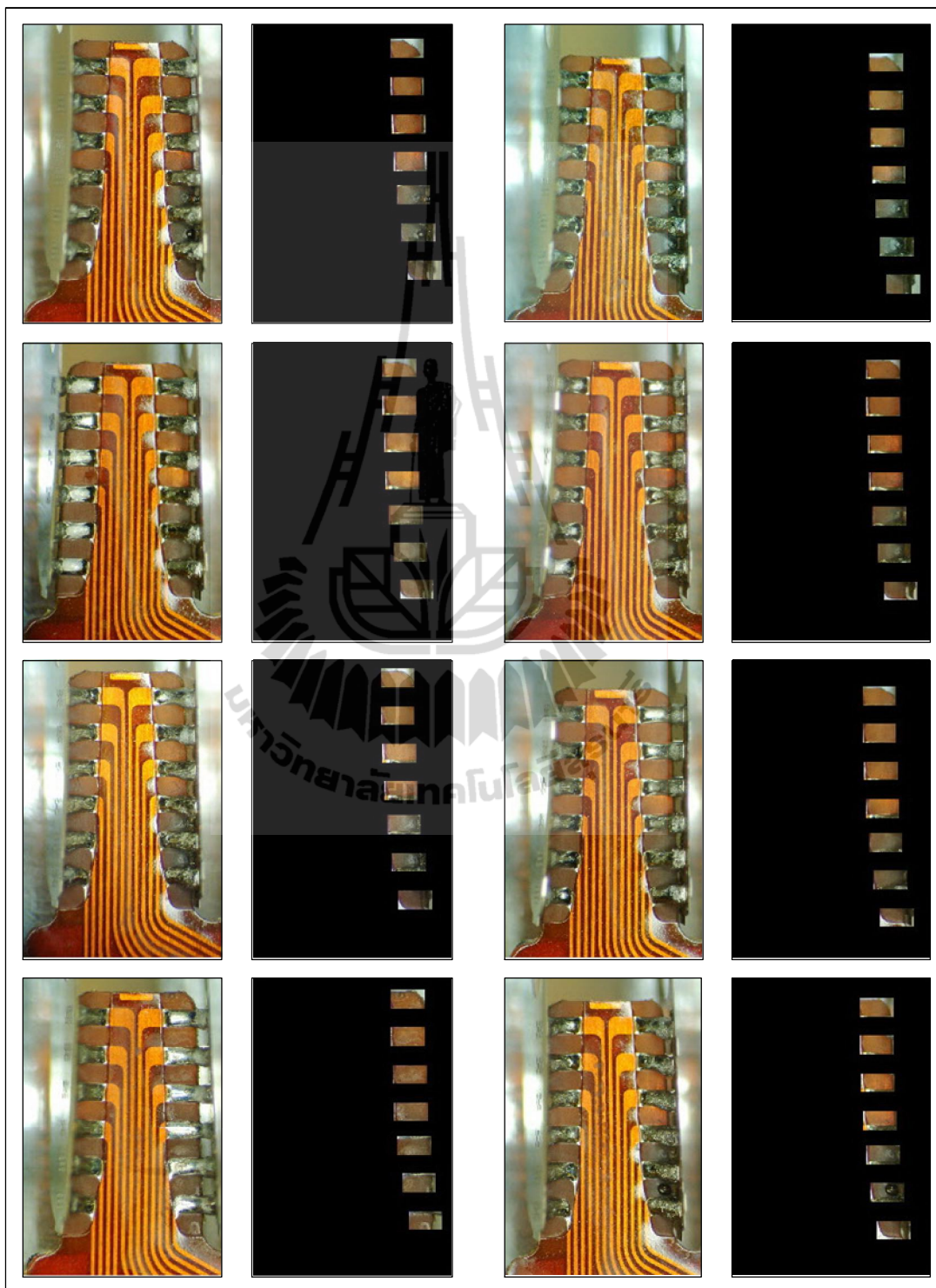




รูปที่ 3.24 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึกในแนว  $90^\circ$  (ต่อ)



รูปที่ 3.25 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึก 80°



รูปที่ 3.25 ตัวอย่างการแยกส่วนภาพของภาพที่บันทึก 80° (ต่อ)

### 3.11 สรุป

จากขั้นตอนเริ่มแรกตั้งแต่การบันทึกภาพซึ่งวิธีการการบันทึกแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ คือ การบันทึกภาพในแนว  $90^{\circ}$  และ  $80^{\circ}$  โดยสาเหตุที่ต้องบันทึกทั้งสองรูปแบบเนื่องตำแหน่งการเกิดข้อบกพร่องในแต่ละประเภทมีข้อจำกัดในการมองเห็น ซึ่งภาพที่ได้นำไปตัดส่วนภาพโดยแยกออกเป็น 2 ส่วน คือ พื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงและพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วแบตเตอรี่ ก่อนที่จะได้ทั้งสองส่วนต้องหาจุดอ้างอิงเพื่อเป็นข้อมูลในการตัดส่วนภาพจากการสังเกตลักษณะของเฟล็กซ์พบว่าเส้นทองแดงมีความเด่นชัดทางด้านการมองเห็นมากที่สุด จึงเหมาะสมในการนำมาเป็นจุดอ้างอิง ดังนั้นการประมวลผลภาพเพื่อให้ได้ภาพที่มีเส้นทองแดงเพียงอย่างเดียวทำได้โดยการใช้การปรับปรุงภาพสีด้วยตัวกรองไฮโมมอร์ฟิกส์ และนำไปแปลงเป็นปริภูมิสี YIQ โดยเลือกช่องสัญญาณ I ต่อมาหาขีดเริ่มเปลี่ยนหลายระดับด้วยวิธี otsu จากขั้นตอนดังกล่าวจะได้ภาพเส้นทองแดงออกมา และนำข้อมูลลักษณะทางกายภาพของเส้นทองแดงไปหาจุดอ้างอิงซึ่งจะได้พื้นผิวเฟล็กซ์ทั้งสองส่วนดังที่แสดงในภาพด้านบน



## บทที่ 4

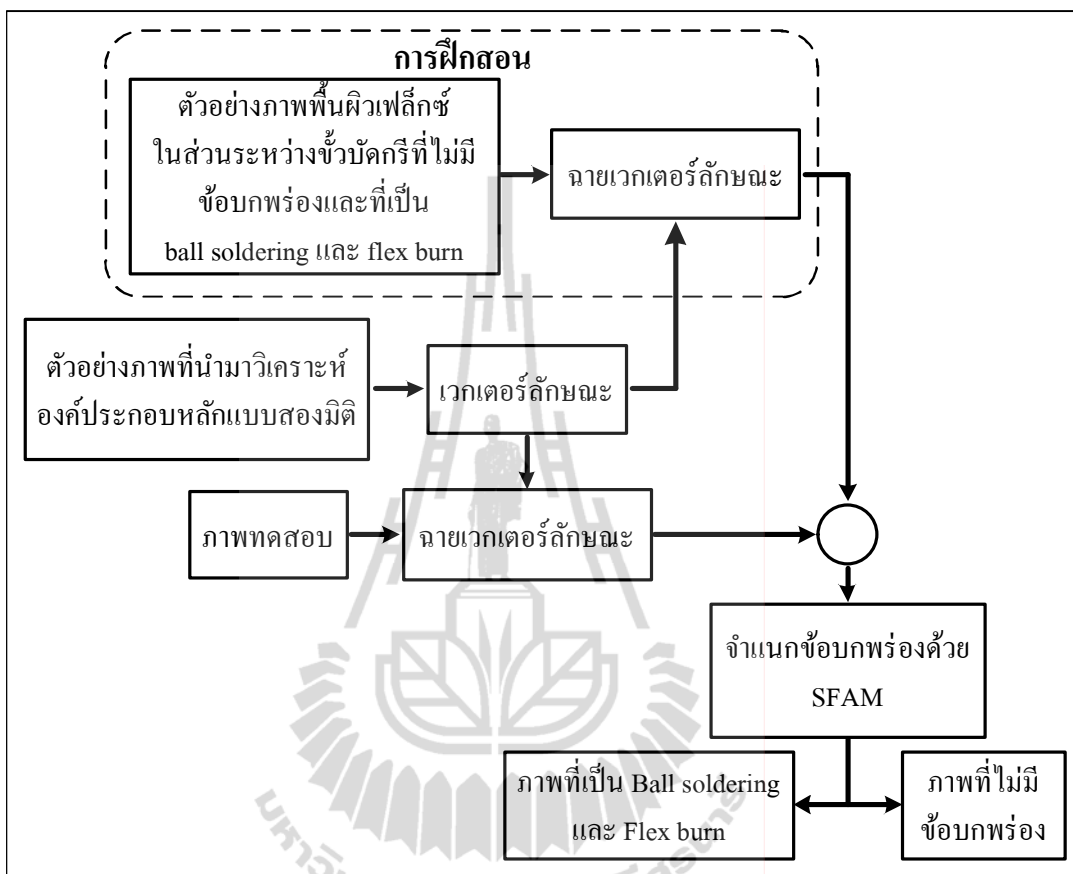
### การจำแนกข้อบกพร่อง

#### 4.1 กล่าวนำ

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงการจำแนกข้อบกพร่อง ซึ่งมีด้วยกัน 2 ขั้นตอน คือ การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn และการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash โดยเฉพาะการจำแนกข้อบกพร่อง flex burn มีแนวความคิดในการจำแนก 2 รูปแบบ คือ การจำแนกข้อบกพร่อง flex burn ด้วยวิธี 2DPCA และการจำแนกข้อบกพร่อง flex burn ด้วยวิธีสองตัวสิน เนื่องจากแนวคิดรูปแบบแรกมีประสิทธิภาพในการจำแนกไม่ดีเพียงพอจึงต้องปรับปรุงระบบในบางส่วน โดยขั้นตอนการจำแนกข้อบกพร่องมีดังนี้

#### 4.2 การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธี 2DPCA

จากงานวิจัยของ Yang et al. (2004) ซึ่งได้ทำการวิจัยการรู้จำ (recognition) ใบหน้าบุคคลด้วยวิธี 2DPCA โดยมีแนวคิดคือ Yang et al. (2004) ใช้ภาพใบหน้าบุคคลในแต่ละท่าทางของแต่ละบุคคลแล้วนำภาพทั้งหมดมาใช้วิธี 2DPCA ซึ่งจะได้อวกเตอร์ลักษณะ ต่อมาทำการตรวจสอบว่าเป็นบุคคลเดียวกันหรือไม่ด้วยการนำเวกเตอร์ลักษณะไปทำการฉายกับภาพทดสอบซึ่งจะได้ภาพฉาย (feature image) และนำภาพฉายที่ได้ทั้งหมดจากภาพทดสอบไปคำนวณระยะทางแบบยูคลิด (euclidean distance) ซึ่งผลที่ได้จากการคำนวณ ถ้ามีค่าน้อยแสดงว่าเป็นบุคคลเดียวกันในทางตรงกันข้ามถ้ามีค่ามากแสดงว่าเป็นคนละบุคคล จากแนวคิดดังกล่าวจึงนำไปประยุกต์กับงานวิจัย โดยเราจะนำภาพพื้นผิวเพล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่ประกอบด้วยภาพที่มีข้อบกพร่องและไม่มีข้อบกพร่องมาหาเวกเตอร์ลักษณะ และนำเวกเตอร์ลักษณะที่ได้ไปฉายกับภาพทดสอบและภาพสำหรับการฝึกสอน ซึ่งจะได้ 2DPCA ของชุดภาพทั้งสอง ต่อมนำ 2DPCA ของชุดภาพทั้งสองจำแนกข้อบกพร่องด้วยวิธี SFAM แทนการใช้วิธีการคำนวณระยะทางแบบยูคลิด ผลที่ได้จากการจำแนกจะมีอยู่สองกรณี คือ ภาพที่มีข้อบกพร่องและภาพที่ไม่มีข้อบกพร่อง โดยภาพที่มีข้อบกพร่องประกอบด้วยข้อบกพร่องประเภท ball soldering และ flex burn โดยแสดงดังโครงสร้างของระบบในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องด้วยวิธี 2DPCA

#### 4.2.1 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักแบบสองมิติ

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักแบบสองมิติเป็นวิธีการอย่างหนึ่งในการลดขนาดของข้อมูล โดยเรานำตัวอย่างภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่ไม่มีข้อบกพร่องจำนวน 4 รูป ball soldering จำนวน 3 รูป และ flex burn จำนวน 3 รูป รวมทั้งหมดจำนวน 10 รูป ซึ่งมีขนาด  $50 \times 150$  จุดภาพ ก่อนที่จะวิเคราะห์องค์ประกอบหลักต้องแปลงตัวอย่างภาพทั้งหมดเป็นภาพระดับเทาและแยกภาพออกเป็น 3 ส่วน ที่มีขนาดเท่ากันเป็น  $50 \times 50$  จุดภาพ ในแต่ละส่วนจะเรียกว่า ส่วนที่ 1 ส่วนที่ 2 และส่วนที่ 3 เรียงลำดับจากซ้ายไปขวา ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.2 นำแต่ละส่วนไปคำนวณ โดยมีขั้นตอนการคำนวณดังนี้

1) กำหนดให้  $A_j$  เป็นเมตริกซ์ที่ประกอบด้วยสมาชิกของตัวอย่างภาพและ  $M$  คือ จำนวนตัวอย่างภาพทั้งหมดซึ่งมีขนาดเป็น  $m \times n$

$$A_j = [A_1; A_2; \dots; A_M] \quad ; j = 1, 2, \dots, M \quad (4.1)$$

นำตัวอย่างภาพทั้งหมดไปหาค่าเฉลี่ย ( $\bar{A}$ ) ได้จาก

$$\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M A_j \quad (4.2)$$

2) นำค่าเฉลี่ยไปหาเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมเกี่ยว (covariance matrix) ได้จาก

$$G_t = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (4.3)$$

3) คำนวณหาเวกเตอร์ลักษณะได้จากการหาค่าไอเกน (eigen value หรือ  $\lambda$ ) ของ  $G_t$  ซึ่งเป็นเมตริกซ์ที่มีขนาด  $n \times n$  จากนั้นนำค่าไอเกนมาเรียงจากมากไปหาน้อย คือ  $[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$  เมื่อ  $\lambda_1 > \dots > \lambda_n$  ซึ่งจะได้ค่าไอเกนเวกเตอร์ (eigen vector หรือ  $v$ ) ที่ได้เรียงตามค่าไอเกนเป็น  $X_n = [v_1, v_2, \dots, v_n]$  ดังนั้นเวกเตอร์ลักษณะจะเป็นค่าไอเกนเวกเตอร์ที่ได้เรียงตามค่าไอเกนโดยที่เวกเตอร์ลักษณะจะมีขนาดเท่าใดนั้นขึ้นอยู่กับทางเลือกใช้งานที่เหมาะสม เวกเตอร์ลักษณะ ( $X_k$ ) จะมีค่าเป็น

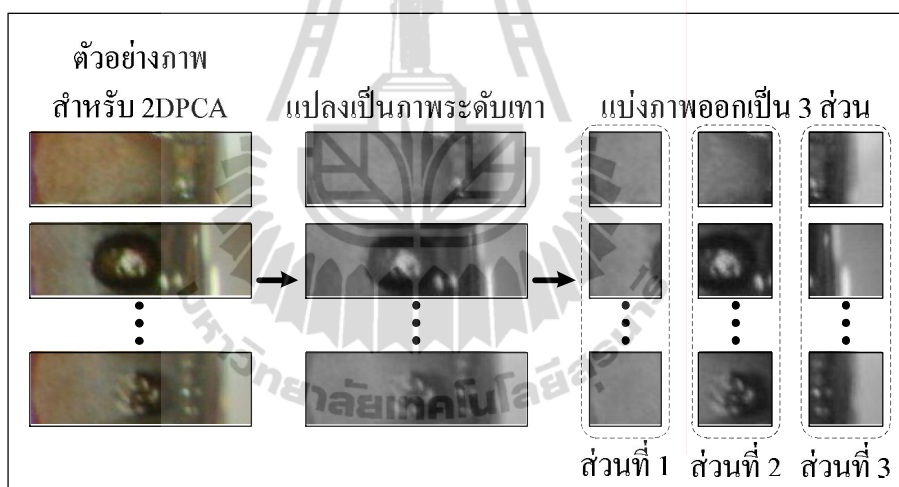
$$X_k = [X_1, X_2, \dots, X_d] \quad ; k = 1, 2, \dots, d \quad (4.4)$$

เมื่อ  $d$  เป็นขนาดที่เหมาะสมในการเลือกไปใช้งาน

4) หาค่าประกอบหลักแบบสองมิติ ( $Y_k$ ) โดยการนำเวกเตอร์ลักษณะไปฉาย (projection) กับภาพ ซึ่งกำหนดให้  $A$  เป็นภาพสำหรับฉาย ซึ่งเราจะนำข้อมูลภาพไปฉายด้วยการแปลงแบบสมการเชิงเส้น (linear transform) ดังสมการที่ (4.5)

$$Y_k = AX_k \quad (4.5)$$

จากการแบ่งภาพออกเป็น 3 ส่วน โดยในแต่ละส่วนจะมีขนาด  $50 \times 50$  จุดภาพ เมื่อนำไปคำนวณหา  $G_i$  จะได้ขนาดเมตริกซ์เป็น  $50 \times 50$  และนำ  $G_i$  ไปหาเวกเตอร์ลักษณะก็จะได้ขนาด  $50 \times 50$  เช่นเดียวกัน แต่งานวิจัยนี้กำหนดให้เวกเตอร์ลักษณะมีขนาด  $d = 10$  ซึ่งเป็นขนาดที่เหมาะสมในการนำไปใช้งาน ดังนั้นจะได้เวกเตอร์ลักษณะที่มีการเรียงตามค่าไอเกนจากมากไปหาน้อยเป็น  $X_1, X_2, \dots, X_{10}$  ซึ่งมีขนาดเมตริกซ์เป็น  $50 \times 10$  โดยมีทั้งหมด 3 ค่า ตามจำนวนการแบ่งส่วนภาพ คือ เวกเตอร์ลักษณะของส่วนที่ 1 2 และ 3 เป็น  $X_{part1}$ ,  $X_{part2}$  และ  $X_{part3}$  ตามลำดับ และนำเวกเตอร์ลักษณะที่ได้ไปหา 2DPCA ซึ่งจะได้ค่าองค์ประกอบหลักเป็น  $Y_1, Y_2, \dots, Y_{10}$  ที่มีขนาดเมตริกซ์เป็น  $50 \times 10$  ต่อมาจะนำค่าองค์ประกอบหลักที่ได้ไปจำแนกในขั้นตอนถัดไป

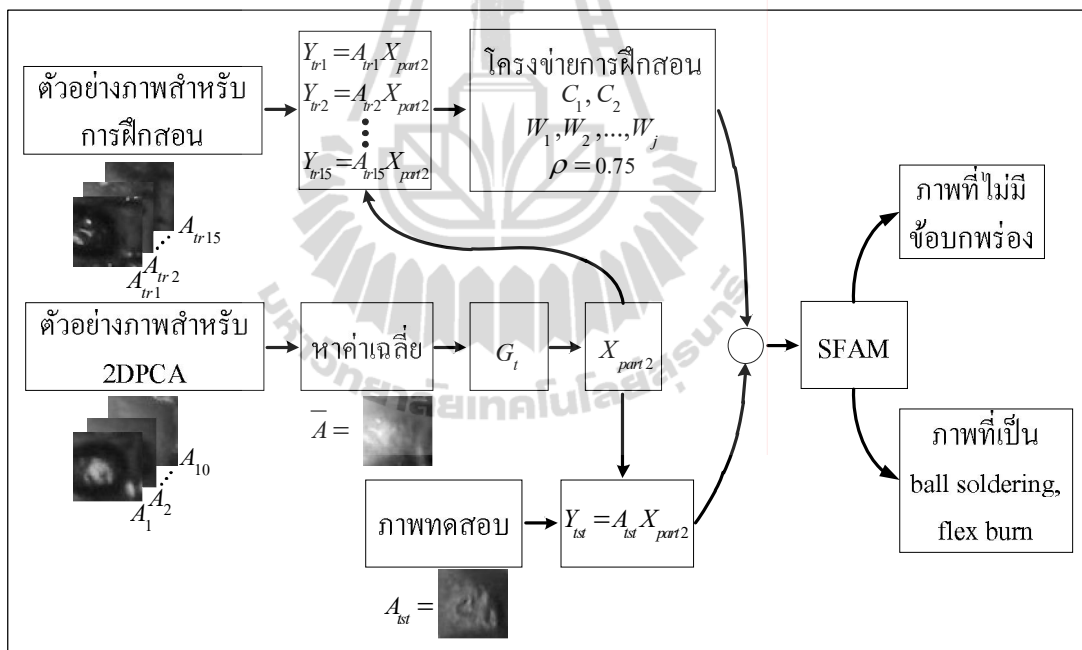


รูปที่ 4.2 โครงสร้างของตัวอย่างภาพพื้นผิวเปลือกชิ้นส่วนระหว่างข้อบัดกรี ก่อนนำไปใช้วิธี 2DPCA

#### 4.2.2 กระบวนการจำแนก

ในการจำแนกข้อบกพร่องเราได้เลือกใช้ SFAM เป็นตัวตัดสินใจ ซึ่งก่อนจำแนกต้องมีการฝึกสอนก่อน ในการฝึกสอนเรานำชุดข้อมูลภาพสำหรับการฝึกสอนซึ่งมีด้วยกัน 15 รูป มาหา 2DPCA ด้วยสมการที่ (4.5) ซึ่งจะได้ค่าองค์ประกอบหลักสำหรับเป็นอินพุตของการฝึกสอน คือ  $Y_{tr1}, Y_{tr2}, \dots, Y_{tr15}$  ต่อมานำค่าองค์ประกอบหลักไปสร้างโครงข่ายการฝึกสอน โดยเรากำหนดให้ประเภทมี 2 ประเภท คือ ประเภทที่ไม่เป็นข้อบกพร่อง ( $C_1$ ) และประเภทที่เป็นข้อบกพร่อง ( $C_2$ ) ดังนั้นจะได้โครงข่ายการฝึกสอนที่ประกอบด้วย (1) พารามิเตอร์สอดคล้อง ซึ่งเรากำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.75 และ (2) ค่าน้ำหนักประสาทซึ่งได้จากการสังเคราะห์ของอินพุต (องค์ประกอบหลัก)

เอาที่พูดและพารามิเตอร์สอดคล้องซึ่งจะได้ค่าน้ำหนักประสาทเป็น  $w_1, w_2, \dots, w_j$  โดยจำนวนน้ำหนักประสาท ( $j$ ) จะมีมากหรือน้อยจะขึ้นอยู่กับ การปรับพารามิเตอร์สอดคล้องและความแตกต่างขององค์ประกอบหลักในประเภทนั้น ๆ ดังนั้นเมื่อได้โครงข่ายการฝึกสอนแล้วเราจะนำภาพทดสอบมาทำการจำแนกโดยที่ภาพทดสอบต้องนำไปหา 2DPCA ก่อนซึ่งจะได้องค์ประกอบหลักของภาพทดสอบเป็น  $Y_{tst}$  และนำไปจำแนกด้วย SFAM ซึ่งจะได้ผลการจำแนก คือ ภาพที่ไม่มีข้อบกพร่องและภาพที่เป็น ball soldering และ flex burn จากขั้นตอนที่ได้กล่าวมา สามารถแสดงเป็นโครงสร้างการทำงานได้ดังรูปที่ 4.3 ซึ่งเป็นตัวอย่างของการจำแนกภาพพื้นผิวเพล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีส่วนที่ 2

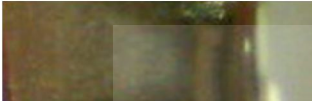
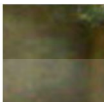
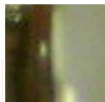
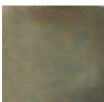
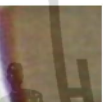
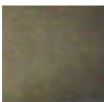
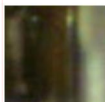
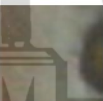
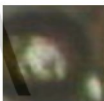
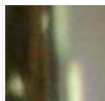
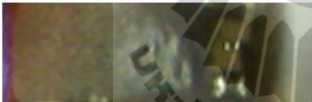
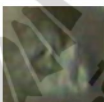
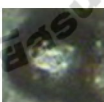
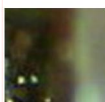
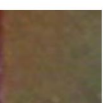
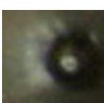
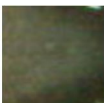
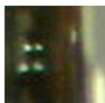


รูปที่ 4.3 ตัวอย่างโครงสร้างการจำแนกภาพพื้นผิวเพล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีส่วนที่ 2

#### 4.2.3 ผลการทดสอบ

เนื่องจากระบบได้ถูกออกแบบให้มีการพิจารณา 3 ส่วน ดังนั้นเพื่อให้ระบบเข้าใจว่าภาพที่ป้อนมีผลการจำแนกเป็นอย่างไร งานวิจัยนี้ได้ออกแบบการพิจารณาออกเป็น 4 กรณี คือ กำหนดให้ส่วนของภาพในแต่ละส่วนที่ไม่มีข้อบกพร่องเป็น T และมีข้อบกพร่องเป็น F ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 การจำแนกข้อบกพร่องและไม่มีข้อบกพร่องของพื้นที่ระหว่างกลางข้อบัดกรี

| กรณีที่ | ภาพทดสอบ                                                                            | ส่วนที่ 1                                                                           | ส่วนที่ 2                                                                            | ส่วนที่ 3                                                                             | ผลการจำแนก |
|---------|-------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 1       |    |    |    |    | T          |
|         |                                                                                     |    |    |    |            |
|         |                                                                                     |    |    |    |            |
|         |                                                                                     | T                                                                                   | T                                                                                    | T                                                                                     |            |
| 2       |   |    |    |    | F          |
|         |                                                                                     | F                                                                                   | F                                                                                    | F                                                                                     |            |
| 3       |  |  |  |  | F          |
|         |                                                                                     |  |  |  |            |
|         |                                                                                     |  |  |  |            |
|         |                                                                                     | T                                                                                   | F                                                                                    | F                                                                                     |            |
| 4       |  |  |  |  | F          |
|         |                                                                                     |  |  |  |            |
|         |                                                                                     |  |  |  |            |
|         |                                                                                     | T                                                                                   | T                                                                                    | F                                                                                     |            |

ในงานวิจัยนี้ได้ตรวจสอบทั้งหมด 28 ภาพ เมื่อนำไปจำแนกสามารถจำแนกได้ดังในตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ผลการจำแนกพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบดกรี

| ประเภทการตรวจสอบ | ความถูกต้องเฉลี่ย (%) |
|------------------|-----------------------|
| ส่วนที่ 1        | 100                   |
| ส่วนที่ 2        | 75                    |
| ส่วนที่ 3        | 71                    |
| พิจารณาทุกส่วน   | 78.57                 |

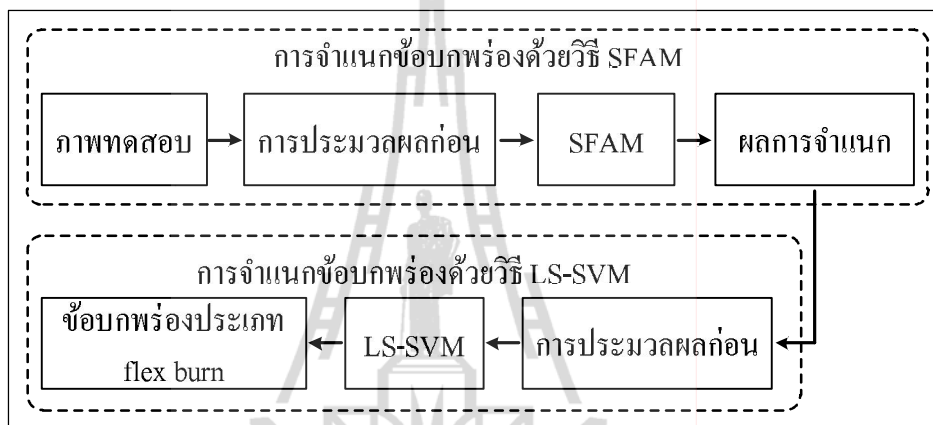
จากผลการจำแนกจะเห็นได้ว่าในส่วนที่ 1 สามารถจำแนกข้อบกพร่องได้ 100% เนื่องจากภาพในส่วนแรกความแตกต่างทางด้านข้อมูลน้อยทำให้สามารถจำแนกได้ดีมาก ในขณะที่ส่วนที่ 2 และ 3 สามารถจำแนกได้ 75% และ 71% ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการจำแนกข้อบกพร่องได้ดีพอควร ซึ่งเป็นผลมาจากการเก็บตัวอย่างสำหรับการฝึกสอนมีปริมาณน้อย เพราะกระบวนการผลิตของชุดหัวอ่านเขียนสำเร็จในกระบวนการบัดกรีมีประสิทธิภาพสูงทำให้ตัวอย่างชิ้นงานที่ได้รับสำหรับเก็บข้อมูลมีปริมาณน้อย และจากการออกแบบการพิจารณาออกเป็นสามส่วนทำให้ประสิทธิภาพการจำแนกของระบบโดยรวมมีประสิทธิภาพดีขึ้นที่ 78.57% แต่ในบางครั้งการแยกพิจารณาด้วยวิธีดังกล่าวก็มีข้อเสีย ในกรณีของภาพที่ไม่มีข้อบกพร่องต้องเป็น T ทั้งหมด ถ้ามีภาพส่วนใดส่วนหนึ่งที่จำแนกผิดในขณะที่อีกสองส่วนจำแนกได้ถูกต้อง ผลก็คือระบบจะตัดสินว่าภาพที่ป้อนเข้ามามีข้อบกพร่องได้

ถึงแม้ว่าวิธีการจำแนกข้อบกพร่องของประเภท flex burn ด้วยวิธี 2DPCA มีประสิทธิภาพที่ดีในระดับหนึ่งแต่ก็ไม่เพียงพอต่อการนำไปใช้งานจริงได้ ดังนั้นจึงได้ออกแบบระบบการจำแนกข้อบกพร่องวิธีการใหม่เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น โดยระบบใหม่มีรายละเอียดดังนี้

### 4.3 การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธีสองตัวตัดสิน

การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธีสองตัวตัดสินจะแตกต่างจากรูปแบบแรกคือขนาดของภาพเปลี่ยนเป็น  $60 \times 108$  จุดภาพ และมีการใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการจำแนก 2 ครั้ง สาเหตุที่มีการจำแนก 2 ครั้ง เนื่องจากมีโครงสร้างของสถาปัตยกรรม SFAM มีความซับซ้อนน้อยทำให้การประมวลผลภาพมีความรวดเร็ว ในขณะที่โครงสร้างของสถาปัตยกรรม LS-SVM ถึงแม้ว่าจะมีการปรับปรุงจาก SVM ให้มีความเร็วมากยิ่งขึ้นแตเมื่อนำไปจำแนกก็ยังใช้เวลาในการประมวลผลมากกว่าวิธี SFAM แต่ในขณะเดียวกันผลจากการจำแนกด้วยวิธี SFAM ก็ไม่สามารถ

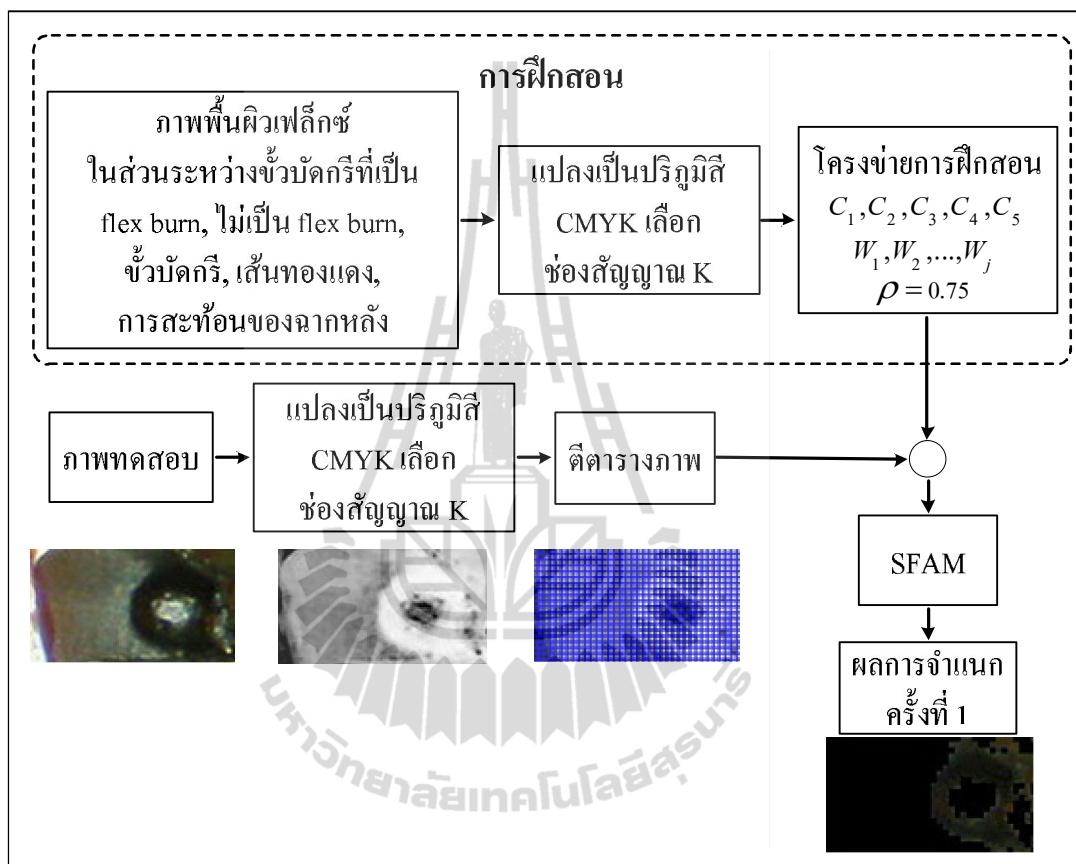
จำแนกข้อบกพร่องได้ดีกว่าวิธี LS-SVM ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้ออกแบบให้มีการจำแนก 2 วิธี คือ การจำแนกข้อบกพร่องแบบหยาบด้วยวิธี SFAM และการจำแนกข้อบกพร่องแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM ซึ่งมีรายละเอียดดังโครงสร้างในรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธีสองตัวตัดสิน



#### 4.4 การจำแนกข้อบกพร่องแบบหยาบด้วยวิธี SFAM



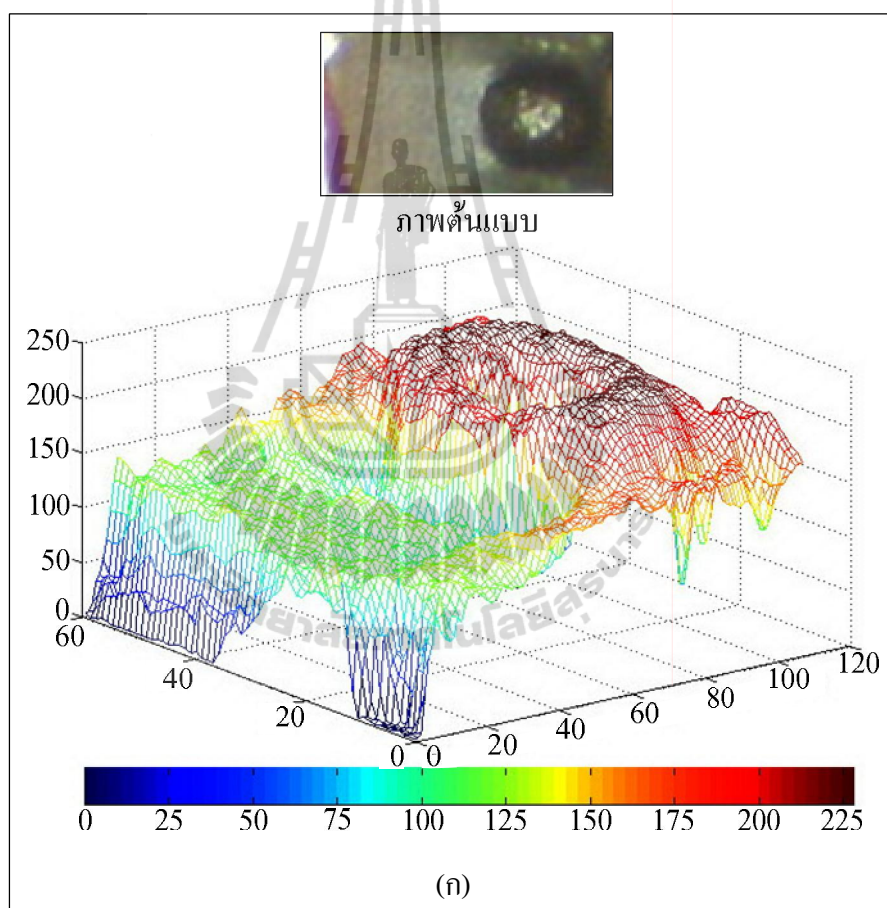
รูปที่ 4.5 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องแบบหยาบด้วยวิธี SFAM

จุดประสงค์หลักในการจำแนกแบบหยาบ คือ ต้องการกำจัดข้อมูลที่ไม่ใช่ flex burn ออกจากภาพประมาณ 75% ขึ้นไปของจำนวนจุดภาพทั้งหมดเพื่อลดเวลาการคำนวณในการจำแนกด้วยวิธี LS-SVM โดยขั้นตอนการจำแนกข้อบกพร่องแบบหยาบประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกเป็นการประมวลผลก่อน (pre-processing) โดยการแปลงเป็นปริภูมิสี CMYK และเลือกใช้ช่องสัญญาณ K ขั้นตอนที่สองเป็นการฝึกสอนด้วยวิธี SFAM และขั้นตอนที่สามเป็นการทดสอบ ซึ่งขั้นตอนทั้งหมดแสดงดังรูปที่ 4.5

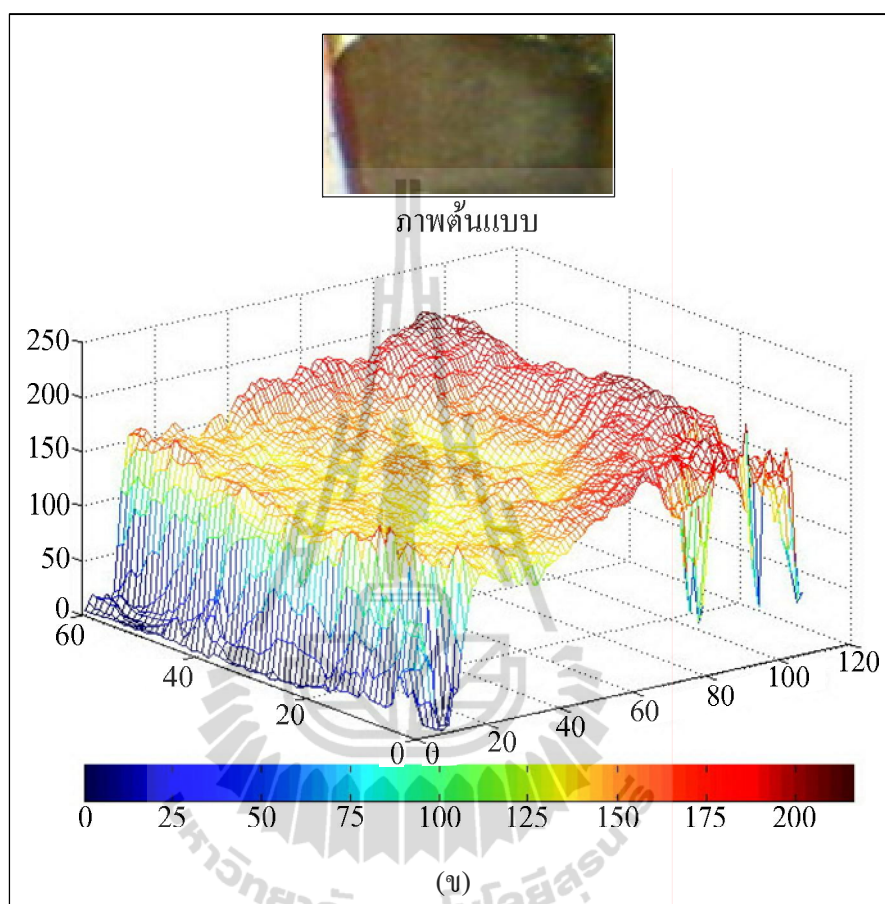
##### 4.4.1 การประมวลผลก่อน

จากลักษณะทางกายภาพของ flex burn ซึ่งเป็นรอยไหม้บนพื้นผิวเฟล็กซ์ที่เกิดจากความร้อนที่มากเกินไปในการละลายตะกั่ว โดยจะมีลักษณะเป็นเจดสีดำและเป็นรอยขนที่มีรูปร่าง

ทรงวงกลม จากลักษณะดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ลักษณะของเนคตีดำของ flex burn เป็นลักษณะเด่นของภาพ ในการแสดงลักษณะเด่นได้เลือกใช้การแปลงปริภูมิสี CMYK โดยเลือกช่องสัญญาณ K เนื่องจากช่องสัญญาณดังกล่าวเป็นสีดำซึ่งสามารถแสดงลักษณะเด่นของ flex burn ได้ดียิ่งขึ้น ดังรูปที่ 4.6 (ก)



รูปที่ 4.6 ภาพที่ถูกแปลงเป็นปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K  
(ก) เป็น flex burn (ข) ไม่เป็น flex burn



รูปที่ 4.6 ภาพที่ถูกแปลงเป็นปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K

(ก) เป็น flex burn (ข) ไม่เป็น flex burn (ต่อ)

จากรูปที่ 4.6 (ก) จะเห็นได้ว่าบริเวณที่ไม่เป็น flex burn จะไม่แสดงลักษณะเด่นชัดเท่ากับบริเวณที่เป็น flex burn แต่เมื่อสังเกตในรูปที่ 4.6 (ข) ซึ่งเป็นพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีที่ไม่เป็น flex burn แต่มีค่าความเข้มของช่องสัญญาณ K ที่ใกล้เคียงกับกรณีที่เป็น flex burn ซึ่งปัญหาดังกล่าวไม่มีผลต่อระบบการจำแนกข้อบกพร่องแต่อย่างใด เพราะเราจะนำไปจำแนกแบบละเอียดอีกครั้งด้วยวิธี LS-SVM ต่อไป

#### 4.4.2 การฝึกสอนด้วยวิธี SFAM

สำหรับโครงข่ายการฝึกสอนของ SFAM ได้กำหนดประเภทออกเป็น 5 ประเภทตามลักษณะของภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีดังนี้

ประเภทที่ 1 ( $C_1$ ) คือ พื้นผิวเฟล็กซ์ที่เป็น flex burn เป็นบริเวณที่แรเงาสีแดง ยกเว้นพื้นที่ที่มีความอึมตัวของแสง

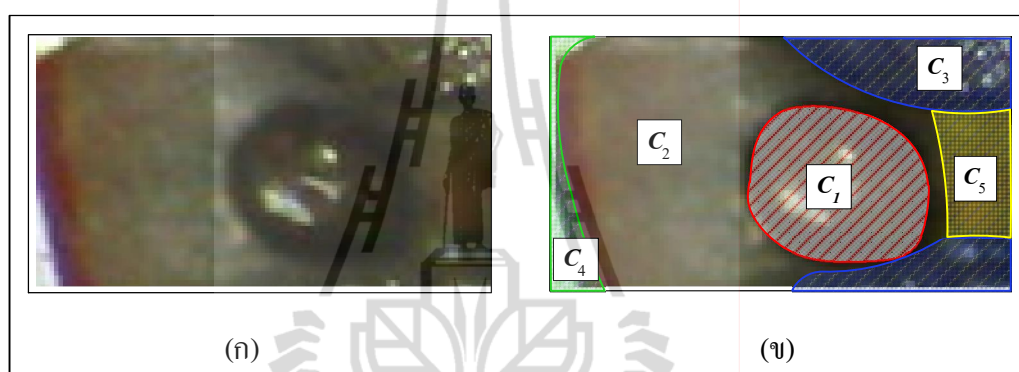
ประเภทที่ 2 ( $C_2$ ) คือ พื้นผิวแฟล็กซ์ที่ไม่เป็น flex burn เป็นบริเวณที่ไม่มีการแรง

ประเภทที่ 3 ( $C_3$ ) คือ ขั้วบัดกรีเป็นบริเวณที่แรงเสียดน้ำเงิน

ประเภทที่ 4 ( $C_4$ ) คือ เส้นทองแดงเป็นบริเวณที่แรงเสียดเขียว

ประเภทที่ 5 ( $C_5$ ) คือ การสะท้อนของฉากหลังเป็นบริเวณที่แรงเสียดเหลือง

จากการกำหนดประเภทตามลักษณะของภาพสามารถดูได้จากรูปที่ 4.7 (ข)



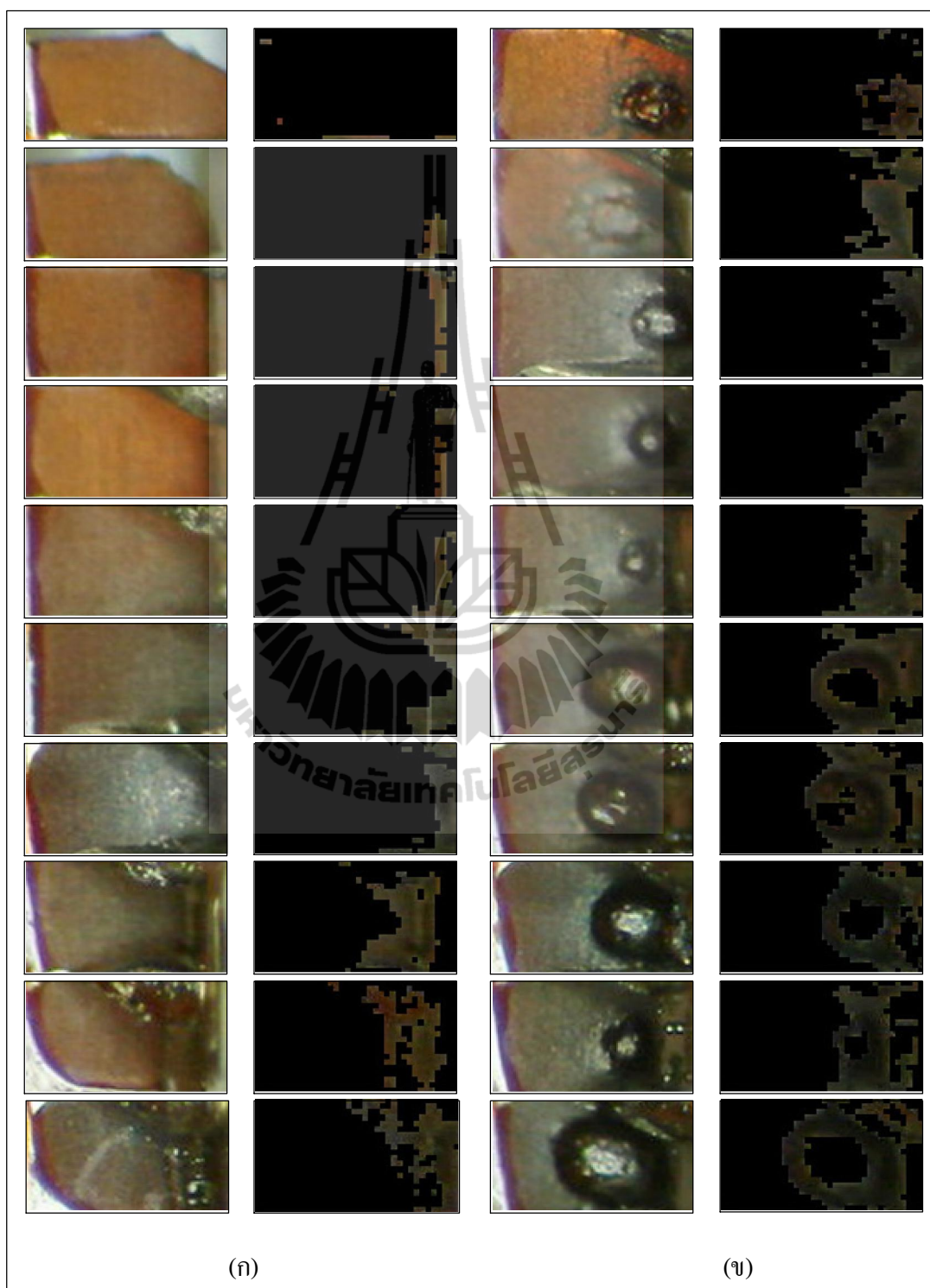
รูปที่ 4.7 ตัวอย่างการกำหนดชั้นประเภทตามลักษณะของภาพ (ก) ภาพต้นแบบ  
(ข) การกำหนดชั้นประเภท

ในขณะที่จำนวนน้ำหนักประสาทจะขึ้นอยู่กับการปรับค่าพารามิเตอร์และความแตกต่างของอินพุตที่ถูกกำหนดเป็นประเภทนั้น ๆ เช่นเดียวกับการจำแนกในรูปแบบแรก ในส่วนของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องถูกกำหนดไว้ที่ 0.75

#### 4.4.3 ผลการทดสอบ

งานวิจัยนี้มีภาพแฟล็กซ์สำหรับการหาข้อบกพร่องบนพื้นผิวแฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีจำนวน 25 ภาพ ซึ่งในแต่ละภาพมีพื้นผิวแฟล็กซ์ในส่วนระหว่างขั้วบัดกรีทั้งหมด 7 ส่วน โดยแบ่งตามลักษณะทางกายภาพของแฟล็กซ์ ดังนั้นจะมีภาพพื้นผิวแฟล็กซ์ระหว่างขั้วบัดกรีสำหรับการทดสอบระบบทั้งหมด 175 ภาพ

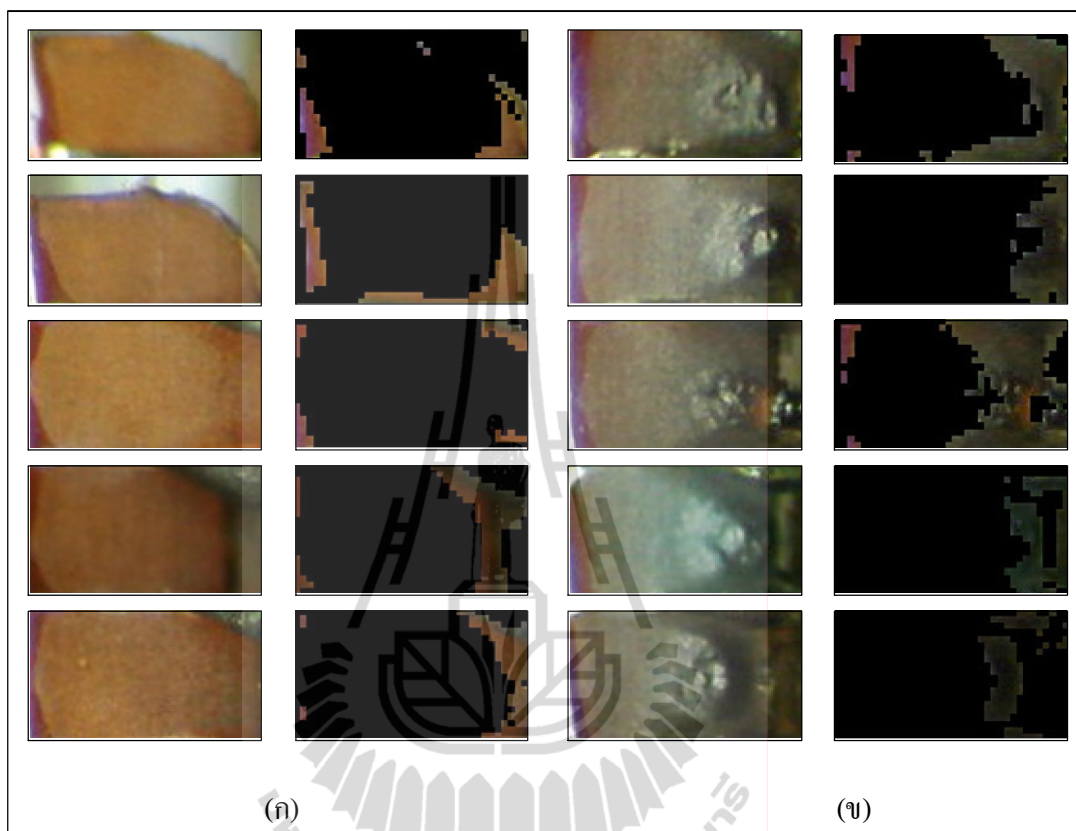
ต่อมาเราจะนำภาพทดสอบไปประมวลผลก่อนและทำการติดตารางภาพ (grid image) ให้แต่ละช่องจะมีขนาด  $3 \times 3$  จุดภาพ ซึ่งในแต่ละช่องจะถูกนำไปจำแนกด้วยตัวจำแนก SFAM โดยมีผลการจำแนกดังนี้



รูปที่ 4.8 ผลการจำแนกแบบหยาบด้วยวิธี SFAM (ก) ภาพที่ไม่เป็น flex burn

(ข) ภาพที่เป็น flex burn





รูปที่ 4.8 ผลการจำแนกแบบหยาบด้วยวิธี SFAM (ก) ภาพที่ไม่เป็น flex burn

(ข) ภาพที่เป็น flex burn (ต่อ)

จากภาพทดสอบทั้งหมด 175 ภาพ สามารถคำนวณหาอัตราการจำแนกเฉลี่ย ( $m$ )  
ได้ดังสมการที่ (4.5)

$$m = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{SF_k \times 100}{MN} \quad (4.5)$$

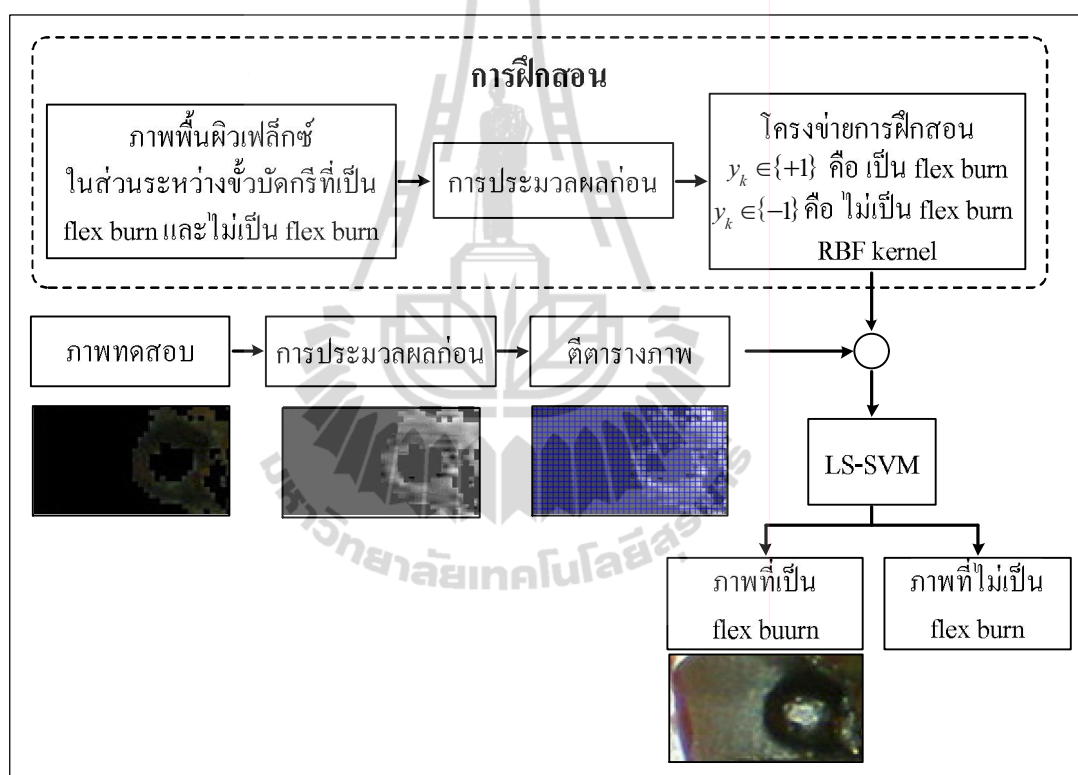
เมื่อ  $SF$  คือ จำนวนจุดภาพที่ถูกจำแนก

$MN$  คือ จำนวนจุดภาพทั้งหมด

$K$  คือ จำนวนภาพทดสอบ

จากการคำนวณจะได้อัตราการจำแนกเฉลี่ยเท่ากับ 87.07% ซึ่งมากกว่าที่ตั้งเป้าหมายไว้ที่ 75% ดังนั้นเราจึงนำภาพทดสอบที่ถูกจำแนกด้วยตัวจำแนก SFAM ไปจำแนกครั้งที่ 2 ด้วยตัวจำแนก LS-SVM ดังนี้

#### 4.5 การจำแนกข้อบกพร่องแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM

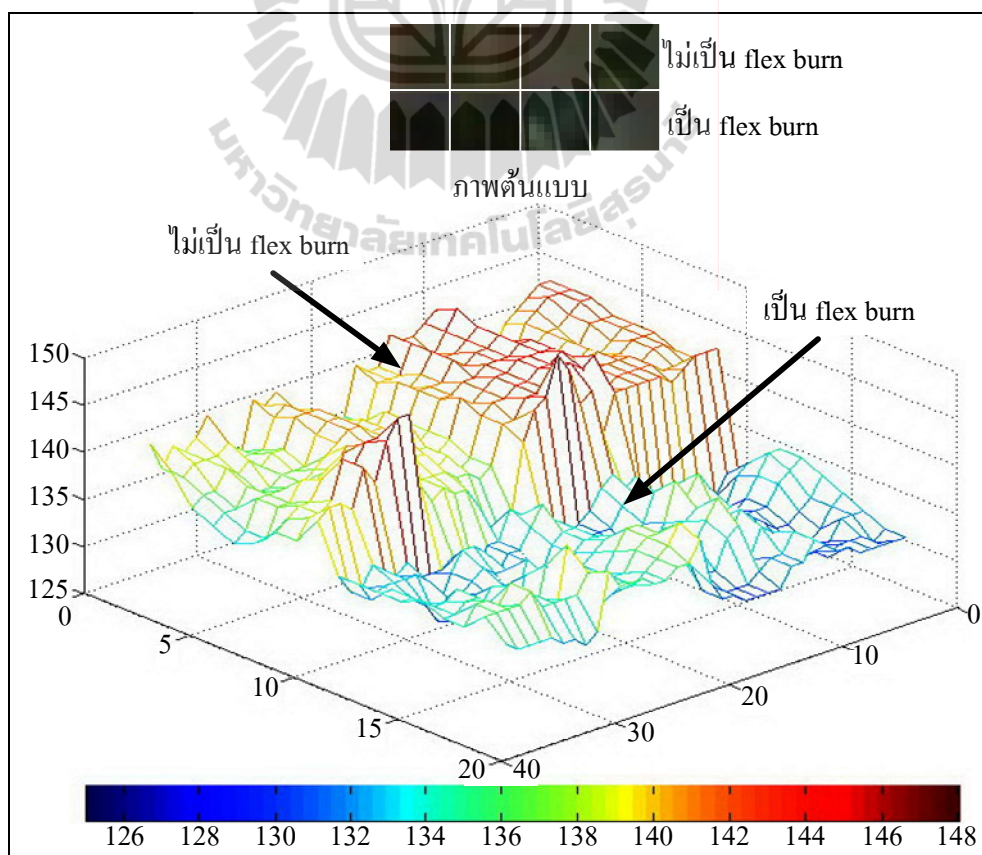


รูปที่ 4.9 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM

จากการจำแนกในครั้งแรกจะเห็นได้ว่าภาพในรูปที่ 4.6 (ก) และ (ข) ยังคงมีพื้นที่ที่ไม่สามารถจำแนกได้ว่าเป็น flex burn หรือไม่ ดังนั้นจึงต้องใช้ในการจำแนกแบบละเอียดโดยขั้นตอนการจำแนกข้อบกพร่องแบบละเอียดประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกเป็นการประมวลผลก่อนด้วยการแปลงเป็นปริภูมิ CIE  $L^*a^*b$  และเลือกใช้ช่องสัญญาณ  $b$  ขั้นตอนที่สองเป็นการฝึกสอนด้วยวิธี LS-SVM และขั้นตอนที่สามเป็นการทดสอบ ซึ่งขั้นตอนทั้งหมดแสดงดังรูปที่ 4.7

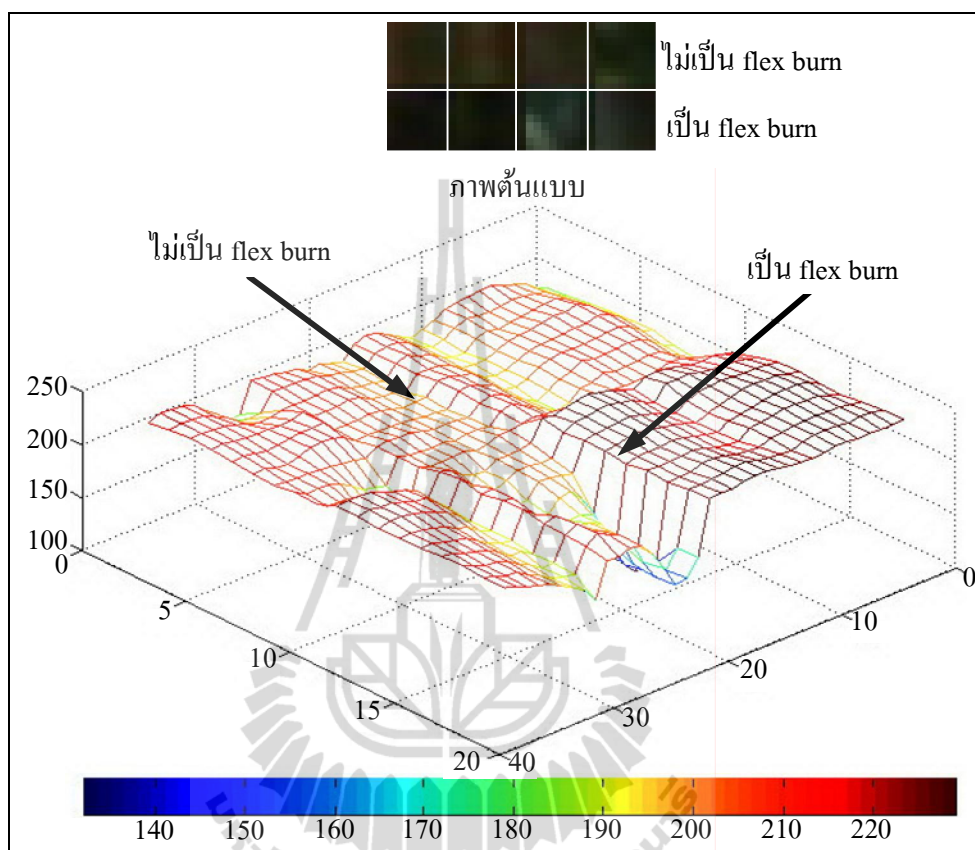
#### 4.5.1 การประมวลผลก่อน

การประมวลผลก่อนของการจำแนกแบบละเอียดจะแตกต่างจากการจำแนกแบบหยาบ โดยมีการเปลี่ยนแปลงปริภูมิสีเป็น CIE L\*a\*b เลือกใช้งานที่ช่องสัญญาณ b เนื่องจากการแปลงเป็นปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K มีความแตกต่างทางด้านข้อมูลของภาพที่เป็น flex burn และไม่เป็น flex burn น้อยมากหรืออาจเท่ากันซึ่งสามารถดูได้จากรูปที่ 4.11 โดยเป็นการแสดงส่วนของภาพที่ไม่เป็น flex burn และเป็น flex burn จำนวนละ 4 รูป และนำมาแปลงเป็นปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K ในขณะที่การแปลงปริภูมิสีเป็น CIE L\*a\*b ที่ช่องสัญญาณ b มีความแตกต่างทางด้านข้อมูลชัดเจนกว่าดังเช่นรูปที่ 4.10 เนื่องจากช่องสัญญาณ b ซึ่งมีระดับของสีจากสีน้ำเงินไปถึงสีเหลือง ในขณะที่เดียวกันภาพที่ไม่เป็น flex burn มีลักษณะสีเหลืองเข้มซึ่งมีค่าสีใกล้เคียงกับช่องสัญญาณ b ดังนั้นการตอบสนองของภาพที่ไม่เป็น flex burn ในช่องสัญญาณ b มีผลการตอบสนองได้ดีกว่าภาพที่เป็น flex burn



รูปที่ 4.10 ตัวอย่างภาพที่ไม่เป็น flex burn และเป็น flex burn เมื่อแปลงเป็นปริภูมิสี CIE L\*a\*b ที่ช่องสัญญาณ b





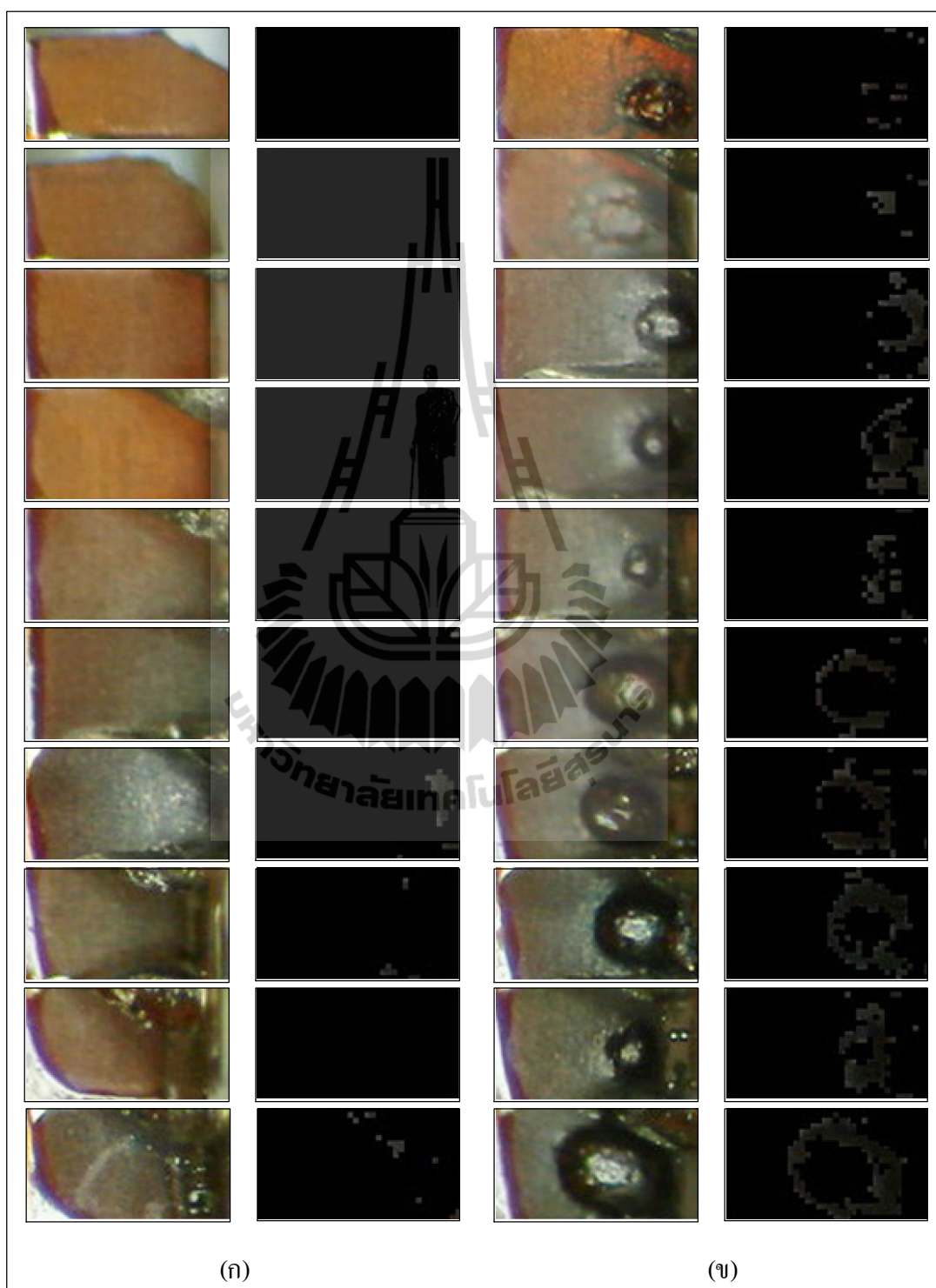
รูปที่ 4.11 ตัวอย่างภาพที่ไม่เป็น flex burn และเป็น flex burn เมื่อแปลงเป็น  
ปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K

#### 4.5.2 การฝึกสอนด้วยวิธี LS-SVM ของการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn

สำหรับโครงข่ายการฝึกสอน LS-SVM ได้กำหนดเอาต์พุต 2 คลาส คือ  $y_k \in \{+1\}$  เป็นพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างข้อบกพร่องที่เป็น flex burn และ  $y_k \in \{-1\}$  เป็นพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างข้อบกพร่องที่ไม่เป็น flex burn เมื่อ  $k$  เป็นจำนวนชุดการฝึกสอน นอกจากนี้ได้กำหนดฟังก์ชันแก่นเป็นฟังก์ชันฐานรัศมีแบบเกาส์เซียน

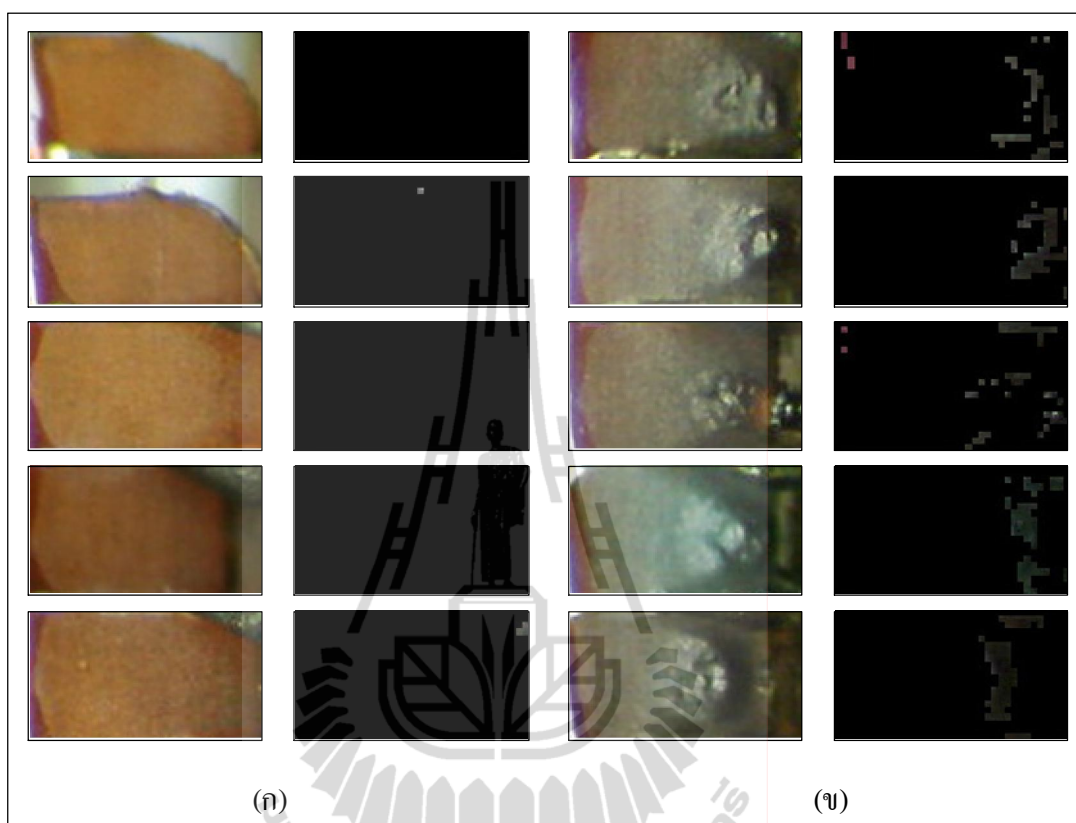
#### 4.5.3 ผลการทดสอบ

ในการทดสอบเรานำภาพที่ได้จากการจำแนกด้วยวิธี SFAM ประมวลผลก่อนและทำการตีตารางภาพ (grid image) ให้แต่ละช่องจะมีขนาด  $3 \times 3$  จุดภาพ ซึ่งในแต่ละช่องจะถูกนำไปจำแนกด้วยตัวจำแนก LS-SVM โดยมีผลการจำแนกดังนี้



รูปที่ 4.12 ผลการจำแนกแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM (ก) ภาพที่ไม่เป็น flex burn

(ข) ภาพที่เป็น flex burn

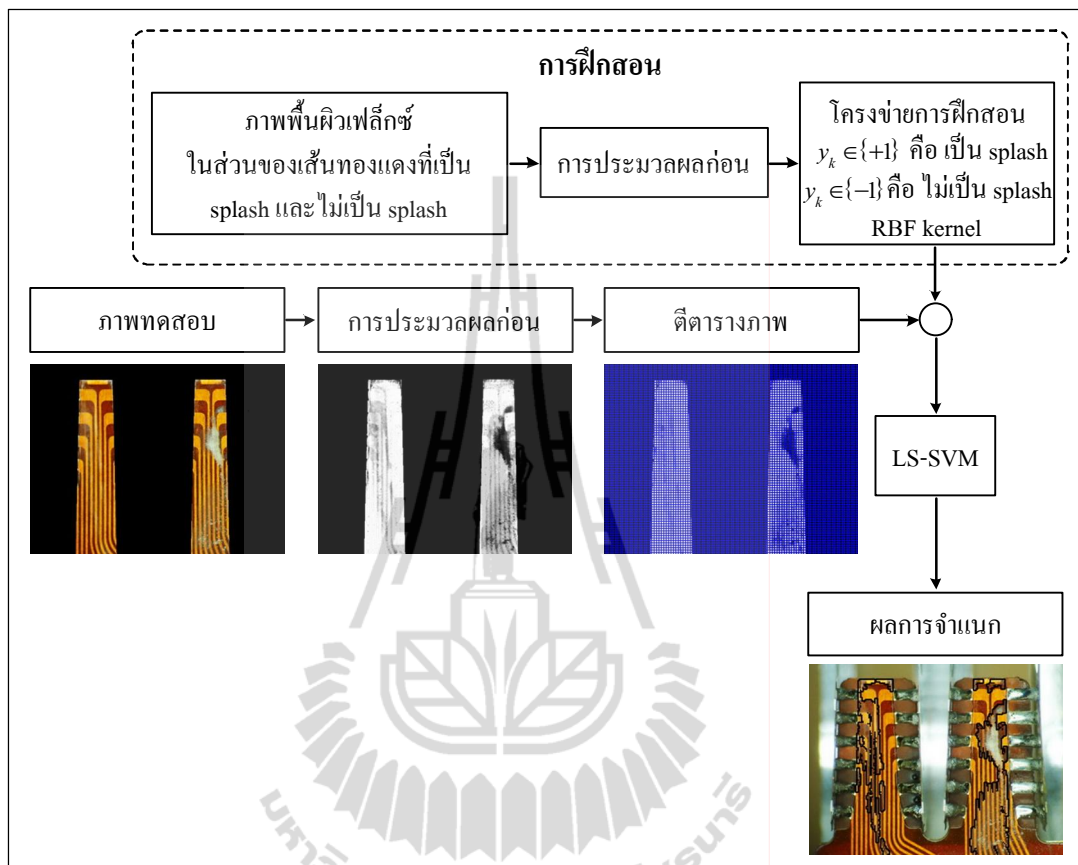


รูปที่ 4.12 ผลการจำแนกแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM (ก) ภาพที่ไม่เป็น flex burn

(ข) ภาพที่เป็น flex burn (ต่อ)

#### 4.6 การจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash

การจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash เป็นการจำแนกข้อบกพร่องบนพื้นผิวเหล็กชิ้นส่วนของเส้นทองแดง สำหรับโครงสร้างการทำงานคล้ายกับการจำแนกแบบละเอียดด้วยวิธี LS-SVM แต่มีความแตกต่างกันที่การประมวลผลก่อน การจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash แบ่งการทำงานออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกเป็นการประมวลผลก่อนด้วยการแปลงเป็นปริภูมิ HSV และเลือกใช้งานที่ช่องสัญญาณ S ขั้นตอนที่สองเป็นการฝึกสอนด้วยวิธี LS-SVM และขั้นตอนที่สามเป็นการทดสอบ ซึ่งขั้นตอนทั้งหมดแสดงโครงสร้างการทำงานในรูปที่ 4.13

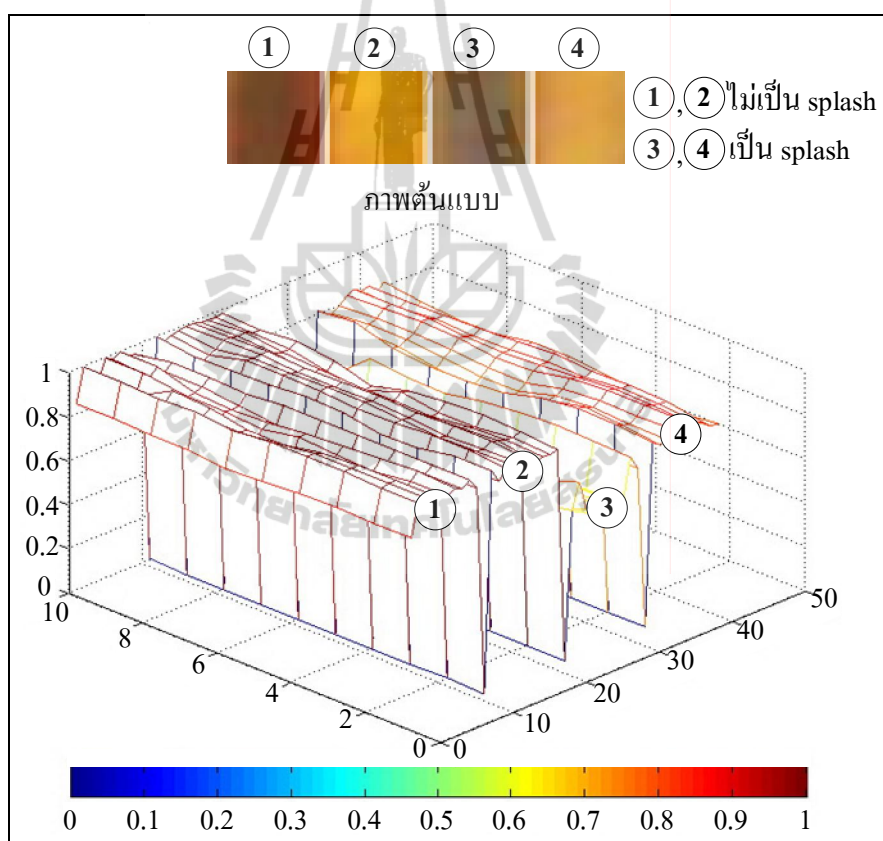


รูปที่ 4.13 โครงสร้างการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash

#### 4.6.1 การประมวลผลก่อน

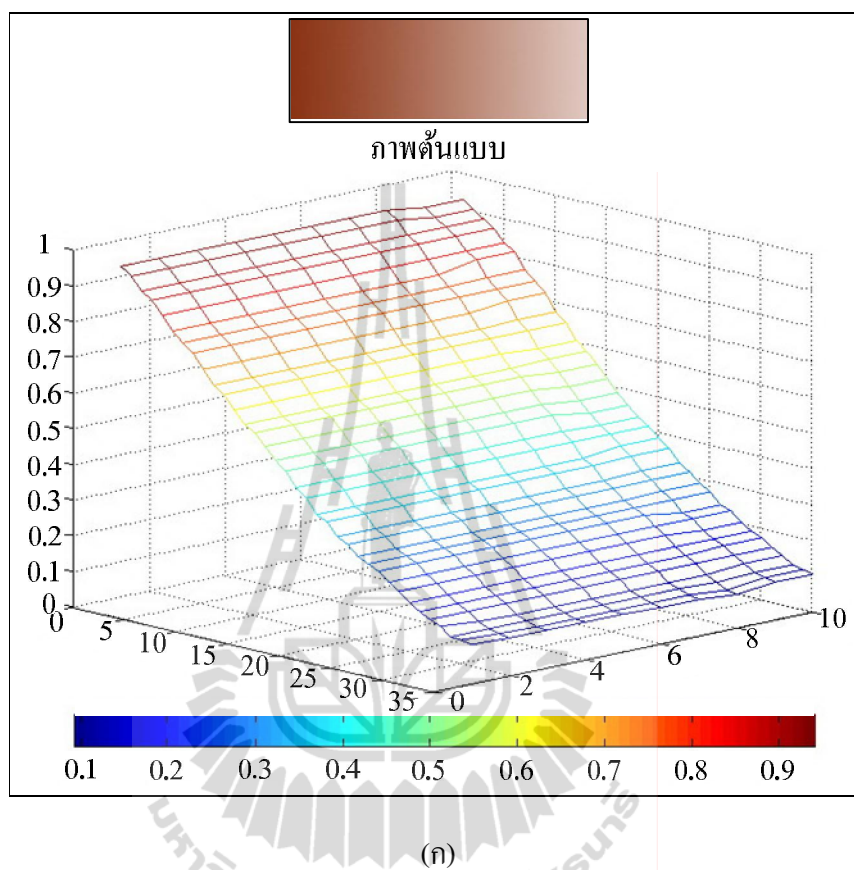
จากลักษณะทางกายภาพของข้อบกพร่องประเภท splash ซึ่งเป็นรอยเขม่าที่เกิดจากการบัดกรีไม่สมบูรณ์ โดยลักษณะรอยเขม่าเป็นสีขาวขุ่นซึ่งรอยเขม่าที่เกิดจะกระจายกันประปรายหรือเกาะกันเป็นกลุ่มบนพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดง ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ลักษณะที่เป็นขาวขุ่นมาทำการจำแนกโดยนำไปทดสอบที่ปริภูมิสีต่าง ๆ ในกล่องเครื่องมือการประมวลผลภาพ 7.1 โดยภาพที่นำไปทดสอบจะแยกออกเป็น 4 รูปแบบ คือ (1) ภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างเส้นทองแดงที่ไม่เป็น splash (2) ภาพเส้นทองแดงที่ไม่เป็น splash (3) ภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างเส้นทองแดงที่เป็น splash และ (4) ภาพเส้นทองแดงที่เป็น splash ดังภาพต้นแบบในรูปที่ 4.14 จากการทดสอบพบว่าความแตกต่างระหว่างภาพที่เป็น splash และ ไม่เป็น splash มากที่สุด คือ การแปลงปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S ดังรูปที่ 4.14 ซึ่งเป็นช่องสัญญาณที่แสดงความอิ่มตัวของสี สาเหตุความแตกต่างในช่องสัญญาณนี้ เนื่องจากภาพที่เป็น splash ซึ่งมีลักษณะ

ขาวขุ่น เมื่อนำไปแปลงเป็นปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S จะทำให้ค่าความอิ่มตัวของภาพต่ำ ในขณะที่ภาพที่ไม่เป็น splash ซึ่งมีระดับความสดของสีที่มากกว่าทำให้มีค่าความอิ่มตัวมากกว่า จากกรณีดังกล่าวงานวิจัยนี้จึงได้จำลองภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างเส้นทองแดงและเส้นทองแดง โดยมีการจำลองจากภาพที่เริ่มแรกเปรียบเสมือนกับภาพที่ไม่เป็น splash และลดระดับความสดของสีจากสูงลงเรื่อย ๆ จนใกล้เคียงกับสีของข้อบกพร่องและนำมาแปลงปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.15 (ก) และ (ข)

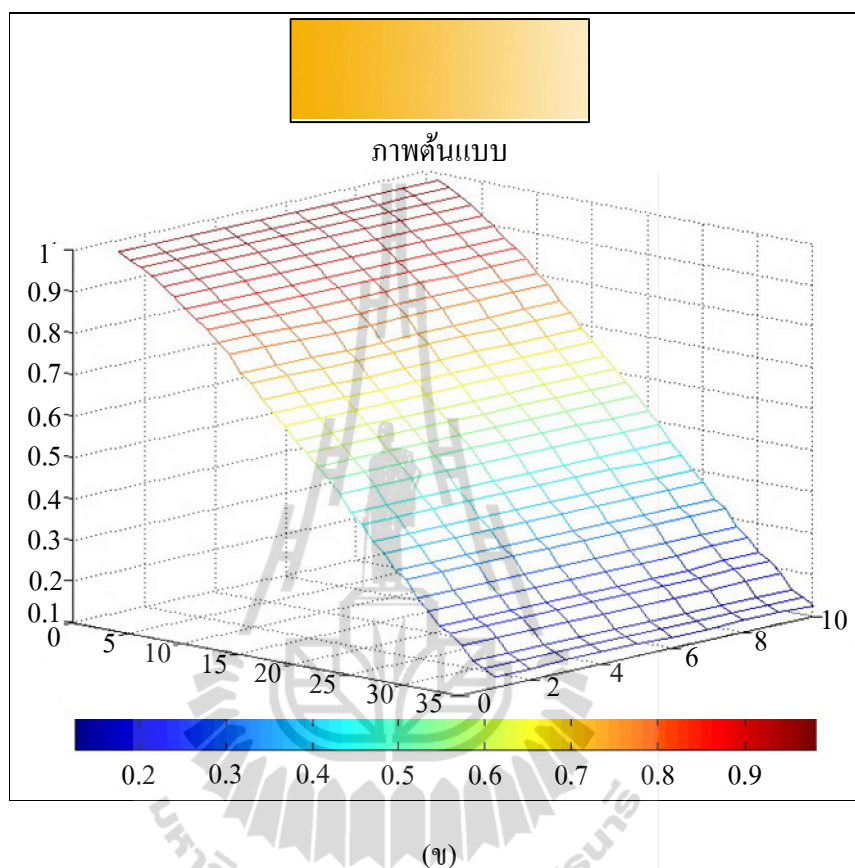


รูปที่ 4.14 ตัวอย่างภาพที่ไม่เป็น splash และเป็น splash เมื่อแปลงเป็น  
ปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S





รูปที่ 4.15 การจำลองภาพในปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S (ก) ภาพพื้นผิวเฟล็กซ์  
ในส่วนระหว่างเส้นทองแดง (ข) ภาพเส้นทองแดง



รูปที่ 4.15 การจำลองภาพในปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S (ก) ภาพพื้นผิวเฟล็กซ์  
ในส่วนระหว่างเส้นทองแดง (ข) ภาพเส้นทองแดง (ต่อ)

จากการจำลองทั้งสองภาพจะเห็นได้ว่าเมื่อภาพที่มีความสดของสีซึ่งเปรียบดั่งภาพที่ไม่เป็น splash จะมีความอิ่มตัวของภาพสูง ในขณะที่ภาพที่มีความสดที่ค่อย ๆ จางลงซึ่งเปรียบดั่งภาพที่เป็น splash จะมีความอิ่มตัวของภาพต่ำลงเรื่อย ๆ ดังนั้นการแปลงเป็นปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S จึงเหมาะสมที่จะนำไปพิจารณาการประมวลผลก่อน

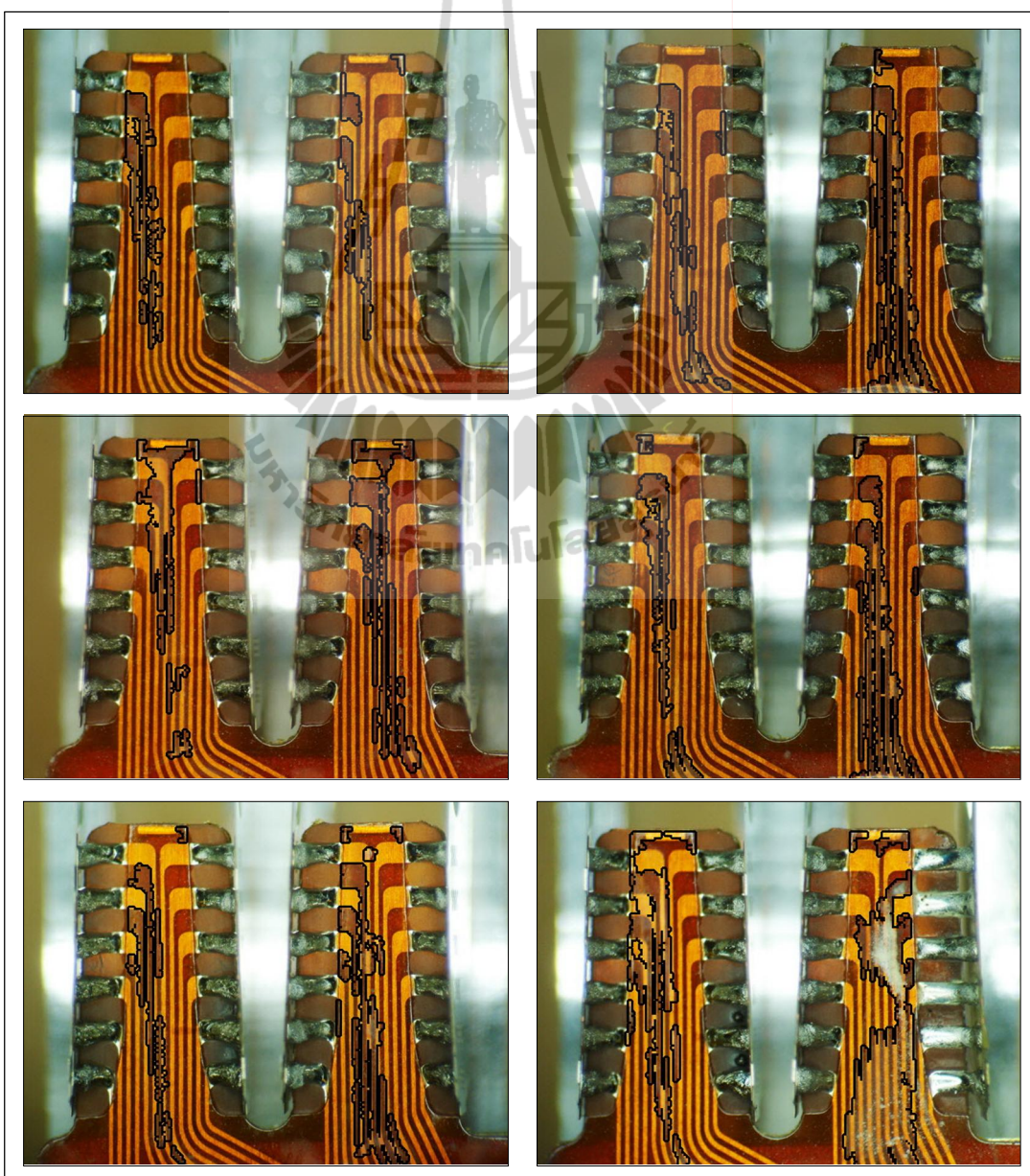
#### 4.6.2 การฝึกสอนด้วยวิธี LS-SVM ของการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash

สำหรับโครงข่ายการฝึกสอน LS-SVM ได้กำหนดเอาต์พุต 2 คลาส คือ  $y_k \in \{+1\}$  เป็นภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ระหว่างเส้นทองแดงและเส้นทองแดงที่เป็น splash และ  $y_k \in \{-1\}$  เป็นภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ระหว่างเส้นทองแดงและเส้นทองแดงที่ไม่เป็น splash เมื่อ  $k$  เป็นจำนวนชุดการฝึกสอน นอกจากนี้ได้กำหนดฟังก์ชันแก่นเป็นฟังก์ชันฐานรัศมีแบบเกาส์เซียน



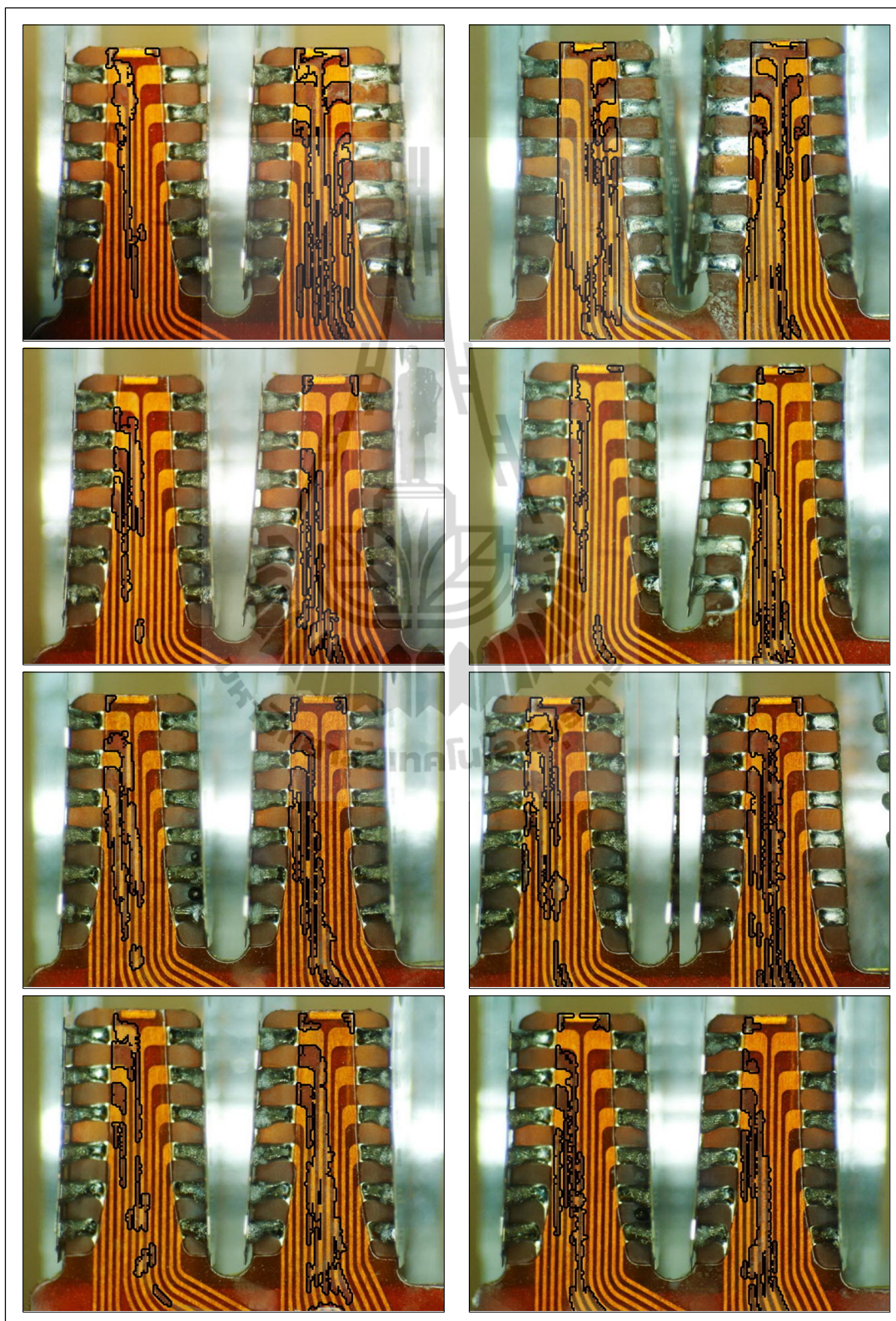
#### 4.6.3 ผลการทดสอบ

ในการทดสอบเรานำภาพมาประมวลผลก่อนและทำการตีตารางภาพ (grid image) ให้แต่ละช่องจะมีขนาด  $3 \times 3$  จุดภาพ ซึ่งในแต่ละช่องจะถูกนำไปจำแนกด้วยตัวจำแนก LS-SVM โดยพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงที่เกิดข้อบกพร่องประเภท splash แสดงบริเวณภายในเส้นขอบสีดำซึ่งมีผลการจำแนกดังนี้



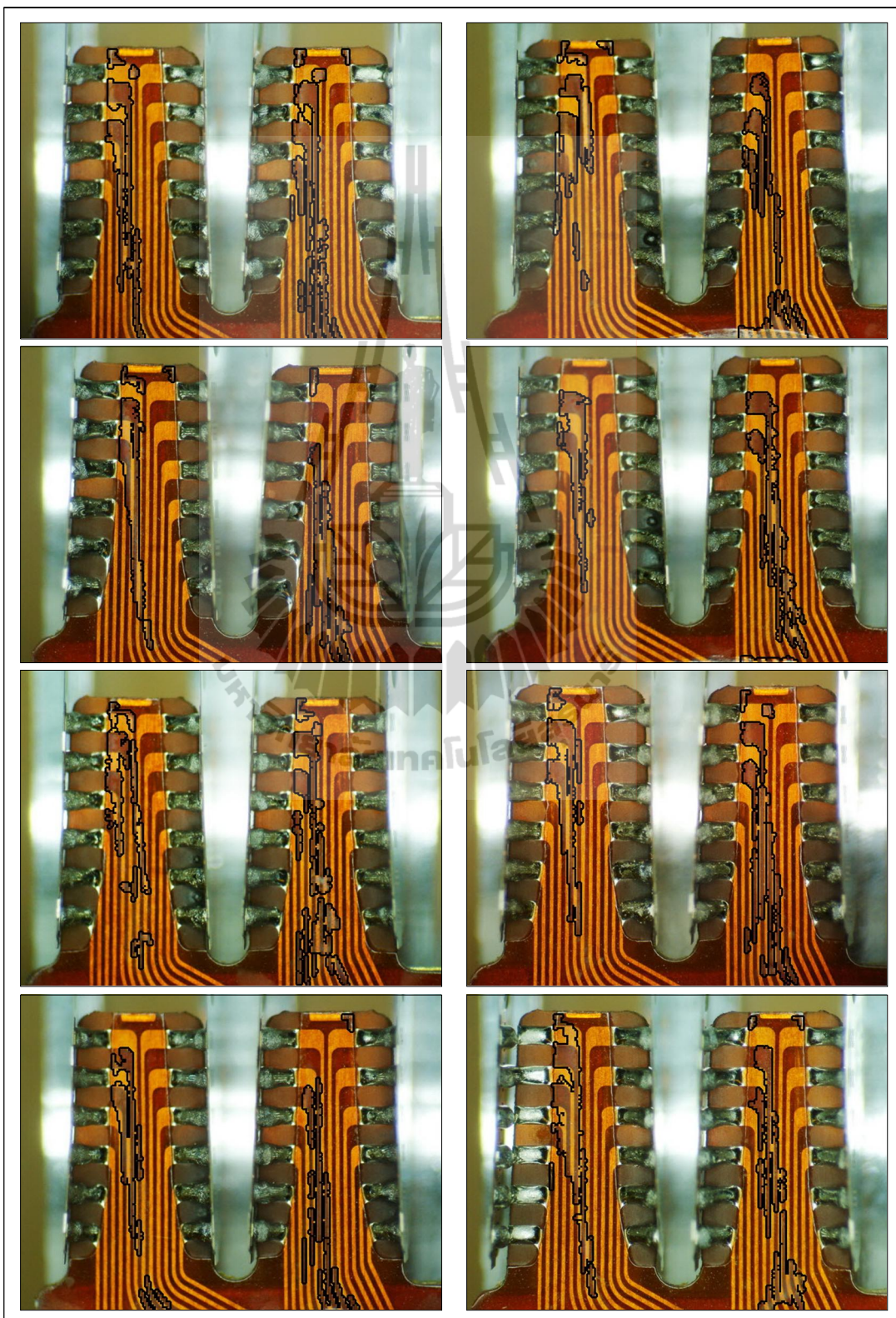
รูปที่ 4.16 ตัวอย่างผลการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash





รูปที่ 4.16 ตัวอย่างผลการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash (ต่อ)





รูปที่ 4.16 ตัวอย่างผลการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash (ต่อ)

#### 4.7 สรุป

จากการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธี 2DPCA ซึ่งใช้วิธี 2DPCA เป็นข้อมูลอินพุตในการจำแนกและใช้โครงข่ายประสาทเทียม SFAM สำหรับเป็นตัวจำแนกข้อบกพร่อง ซึ่งผลการจำแนกข้อบกพร่องที่ได้ยังไม่ดีเพียงพอ ดังนั้นจึงได้ออกแบบการจำแนกรูปแบบใหม่เรียกว่าการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วยวิธีสองตัวตัดสิน โดยเปลี่ยนข้อมูลอินพุตเป็นการแปลงปริภูมิสี คือ ปริภูมิสี CMYK ที่ช่องสัญญาณ K และ ปริภูมิสี CIE L\*a\*b ที่ช่องสัญญาณ b นอกจากนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนก 2 ครั้ง คือ ครั้งแรกเป็นการจำแนกด้วย SFAM และครั้งที่สองเป็นการจำแนกด้วย LS-SVM เพื่อลดเวลาในการจำแนกและเพิ่มความแม่นยำ ในส่วนของการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash จะมีขั้นตอนคล้ายกันแต่มีการเปลี่ยนเป็นปริภูมิสี HSV ที่ช่องสัญญาณ S ซึ่งเป็นปริภูมิสีที่สามารถแยกความแตกต่างระหว่างพื้นผิวเฟล็กซ์ที่เป็น splash และไม่เป็น splash ได้ดีที่สุด และนำไปจำแนกด้วยตัวจำแนก LS-SVM ซึ่งให้ผลการจำแนกดังภาพด้านบน



## บทที่ 5

### การวิเคราะห์ผลการทดสอบระบบ

#### 5.1 กล่าวนำ

เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึงผลการทดสอบของการจำแนกข้อบกพร่อง flex burn และ splash ด้วยการใช้เกณฑ์ในการจำแนกข้อบกพร่องทั้งสองประเภท และได้แสดงความแม่นยำในการจำแนกรวมถึงประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

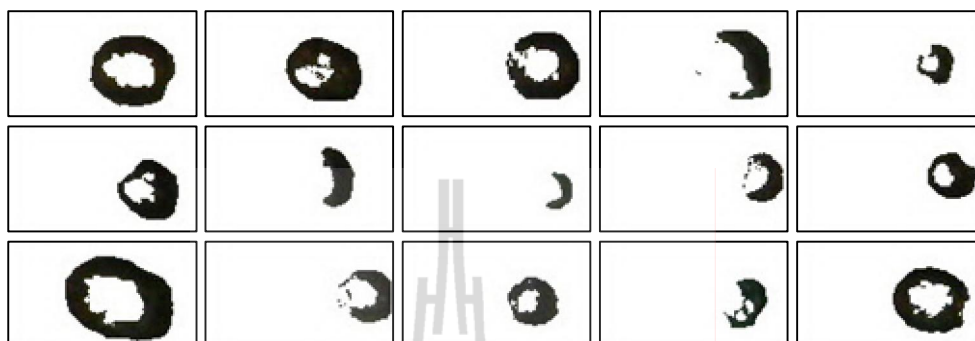
#### 5.2 ผลการทดสอบข้อบกพร่องประเภท flex burn

จากผลที่ได้จากการจำแนกด้วยตัวจำแนก LS-SVM ทำให้ระบบต้องตัดสินใจว่าภาพพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างขั้วบัดกรีดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn หรือไม่ โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้เกณฑ์ในการตัดสินใจด้วยการนับจุดภาพ นั่นคือ เมื่อรวมจุดภาพทั้งหมดของภาพที่ได้จากการจำแนกด้วย LS-SVM มีผลรวมมากกว่าเกณฑ์ที่กำหนดแสดงว่าภาพพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างขั้วบัดกรีเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn ในทางตรงกันข้ามถ้าจุดภาพทั้งหมดมีผลรวมน้อยกว่าเกณฑ์ที่กำหนด แสดงว่าภาพพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างขั้วบัดกรีไม่เป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn ซึ่งเกณฑ์ในการตัดสินใจคำนวณจากตัวอย่างภาพพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างขั้วบัดกรีที่เป็น flex burn ทั้งหมดจำนวน 15 ภาพ ดังรูปที่ 5.1 นำมาจำแนกหาจุดภาพที่เป็น flex burn และคำนวณหาผลรวมเฉลี่ยจุดภาพทั้งหมด โดยเรียกว่าค่ามาตรฐานในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ( $Cl_{FB}$ ) ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ (5.1)

$$Cl_{FB} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K FB_k \quad (5.1)$$

เมื่อ  $FB$  คือ จำนวนจุดภาพที่ถูกจำแนกเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn

$K$  คือ จำนวนตัวอย่างภาพพื้นผิวเฟล็กส์ระหว่างขั้วบัดกรีที่เป็น flex burn สำหรับเกณฑ์จำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn



รูปที่ 5.1 ภาพสำหรับเกณฑ์ในการจำแนกข้อบกพร่อง flex burn

จากการคำนวณได้ค่ามาตรฐานในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn เท่ากับ 323 จุดภาพ เมื่อนำค่าที่ได้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินของภาพทดสอบ โดยแยกตามส่วนของภาพ ซึ่งมี 7 ส่วนจะได้ผลการจำแนกดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ผลการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn

| พื้นผิวเฟล็กซ์ระหว่างขั้วบัดกรี | ความถูกต้อง (%) |
|---------------------------------|-----------------|
| ส่วนที่ 1                       | 100             |
| ส่วนที่ 2                       | 100             |
| ส่วนที่ 3                       | 96              |
| ส่วนที่ 4                       | 96              |
| ส่วนที่ 5                       | 92              |
| ส่วนที่ 6                       | 92              |
| ส่วนที่ 7                       | 100             |

จากผลการจำแนกในตารางที่ 5.1 งานวิจัยนี้ได้ประเมินประสิทธิภาพของระบบการจำแนกข้อบกพร่อง flex burn ด้วยกราฟ Receiver Operating Characteristics หรือ ROC โดยกำหนดให้

True Positive Rate หรือ TPR หมายถึง อัตราการจำแนกภาพไม่เป็น flex burn ถูกต้องตามจริง

False Positive Rate หรือ FPR หมายถึง อัตราความผิดพลาดที่ระบบจำแนกได้ว่าเป็นภาพไม่เป็น flex burn แต่สถานะจริงเป็น flex burn เมื่อ

True Positive หรือ TP หมายถึง จำนวนภาพที่สถานะจริงเป็นภาพไม่เป็น flex burn และจำแนกได้ว่าไม่เป็น flex burn

False Positive หรือ FP หมายถึง จำนวนภาพที่สถานะจริงภาพเป็น flex burn แต่คัดแยกได้ว่าภาพไม่เป็น flex burn

True Negative หรือ TN หมายถึง จำนวนภาพที่สถานะจริงภาพไม่เป็น flex burn และคัดแยกได้ว่าภาพไม่เป็น flex burn

False Negative หรือ FN หมายถึง จำนวนภาพที่สถานะจริงภาพไม่เป็น flex burn แต่คัดแยกได้ว่าภาพเป็น flex burn

Positive หรือ P หมายถึง จำนวนภาพที่ไม่เป็น flex burn ทั้งหมด

Negative หรือ N หมายถึง จำนวนภาพที่เป็น flex burn ทั้งหมด

จากนั้นนำค่าที่ได้ไปคำนวณหา TPR FPR และความแม่นยำของระบบ (accuracy) หรือ ACC จากสมการที่ (5.2)-(5.4)

$$TPR = \frac{TP}{P} \quad (5.2)$$

$$FPR = \frac{FP}{N} \quad (5.3)$$

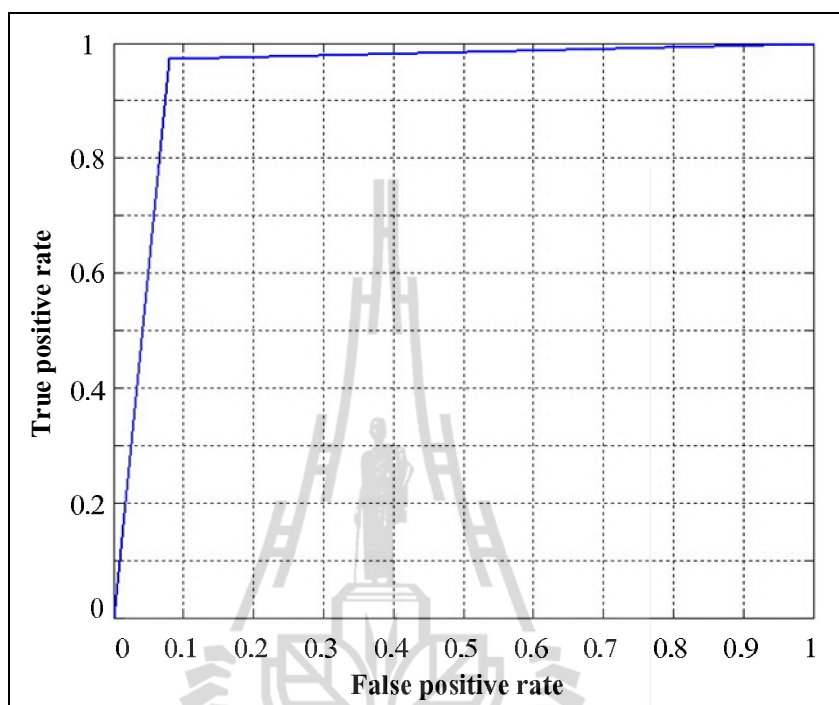
$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (5.4)$$

จากผลการคำนวณจะได้ค่าทั้งหมดดังตารางที่ 5.2 และสามารถวาดกราฟ ROC ได้ดังรูปที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ผลการประเมินประสิทธิภาพระบบ

| ACC    | AUC    | TPR    | FPR    | TP<br>(ภาพ) | FP<br>(ภาพ) | TN<br>(ภาพ) | FN<br>(ภาพ) |
|--------|--------|--------|--------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 0.9657 | 0.9468 | 0.9733 | 0.0800 | 146         | 2           | 23          | 4           |





รูปที่ 5.2 กราฟ ROC ของการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn

จากตารางที่ 5.2 เราจะได้อัตราความแม่นยำที่ 0.9657 หรือ 96% ในส่วนของการประเมินประสิทธิภาพของระบบ เราจะใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under Curve หรือ AUC) โดยมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 นั่นคือ ถ้าพื้นที่ใต้กราฟเท่ากับ 1 หมายถึง ระบบดังกล่าวสามารถจำแนกได้ถูกต้องทั้งหมด (จักรวาล จันทา, 2550) จากการประเมินประสิทธิภาพระบบการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn จะได้ค่า  $AUC = 0.9468$  สามารถบ่งบอกได้ว่าระบบนี้มีประสิทธิภาพที่ดีในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn

ถึงแม้ว่าระบบนี้มีประสิทธิภาพในการจำแนกที่ดีแต่ก็ยังมีข้อผิดพลาดของระบบ โดยข้อผิดพลาดจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีแรกเมื่อภาพทดสอบเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn แต่ผลการจำแนกตัดสินว่าภาพไม่เป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn กรณีที่สองเมื่อภาพทดสอบไม่เป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn แต่ผลการจำแนกตัดสินว่าภาพเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn เมื่อตรวจสอบในกรณีแรกซึ่งได้ยกตัวอย่างดังรูปที่ 5.3 จากผลการจำแนกแบบหยابยังไม่สามารถตัดสินได้ว่าภาพมีข้อบกพร่องหรือไม่ เมื่อดูผลการแบะละเอียดยังคงมีจำนวนจุดภาพที่คงเหลือแต่จำนวนน้อยมากดังนั้นระบบจึงตัดสินว่าภาพดังกล่าวไม่มีข้อบกพร่องซึ่งเป็นการตัดสินที่ผิด เมื่อสังเกตสาเหตุในข้อผิดพลาดพบว่าลักษณะของข้อบกพร่อง flex burn

ในภาพนี้มีเงาสีที่ใกล้เคียงกับพื้นผิวเฟล็กซ์ที่ไม่เป็น flex burn นอกจากนี้เมื่อสังเกตจากด้านบนรูปทรงที่เกิดมีพื้นผิวที่ขรุขระไม่เหมือนกับภาพที่เป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn ในภาพอื่น ๆ ดังนั้นจึงเกิดข้อผิดพลาดดังกล่าว

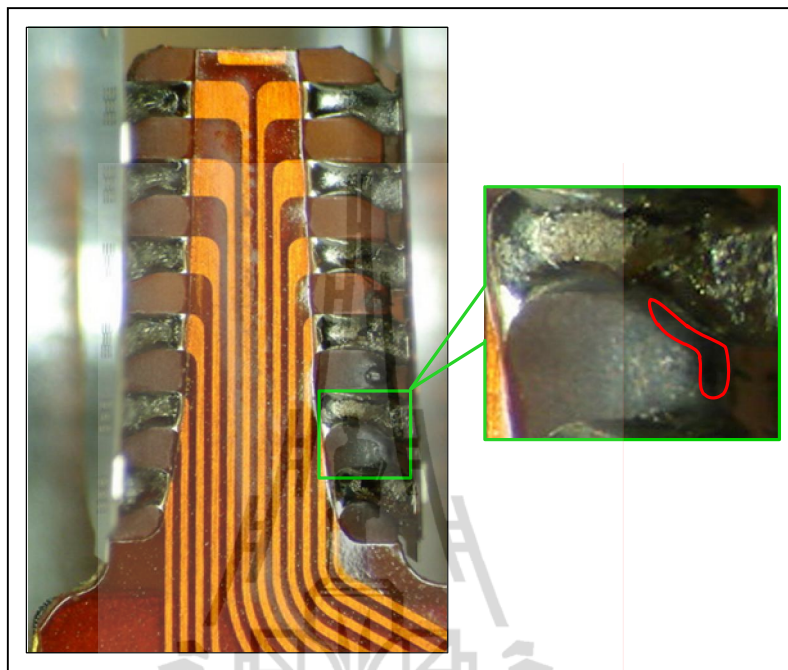


รูปที่ 5.3 ตัวอย่างข้อผิดพลาดในกรณีแรก

ในส่วนกรณีที่สองจากผลการจำแนกแบบหยาบยังไม่สามารถตัดสินได้ว่าภาพมีข้อบกพร่องหรือไม่ เมื่อดูผลการแบบละเอียดยังคงมีจำนวนจุดภาพที่คงเหลือแต่มีจำนวนมาก ดังนั้นระบบจึงตัดสินว่าภาพดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องซึ่งเป็นการตัดสินที่ผิด เมื่อสังเกตสาเหตุข้อผิดพลาดโดยมองจากรูปภาพโดยรวมในรูปที่ 5.5 พบว่าจุดภาพที่คงเหลืออยู่ในการจำแนกแบบละเอียดเป็นเงาของข้อบกพร่องที่อยู่ภายในกรอบสีแดง จากลักษณะเงาที่เป็นสีดำซึ่งคล้ายกับลักษณะข้อบกพร่องประเภท flex burn ที่เป็นสีดำเช่นเดียวกัน ทำให้ระบบเข้าใจว่าบริเวณที่เกิดเงาดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn ด้วย



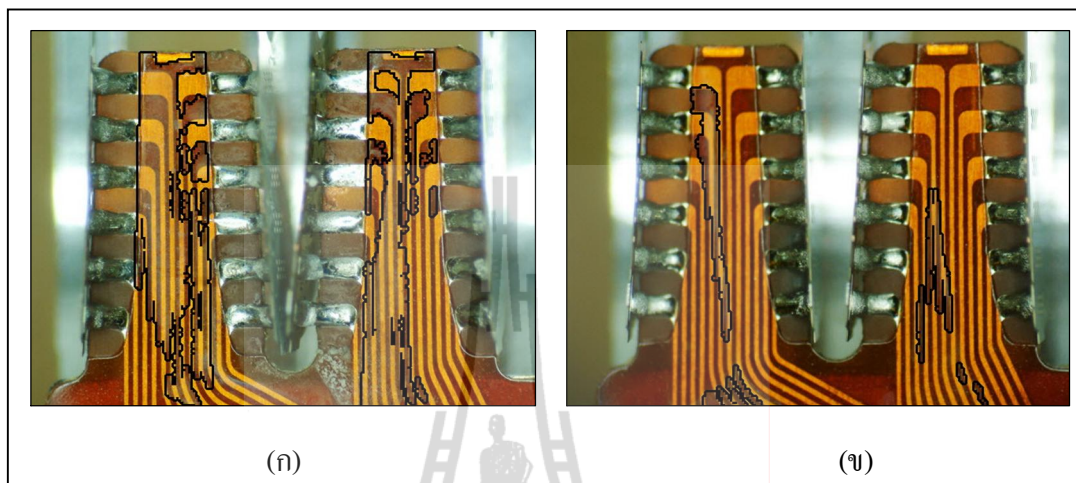
รูปที่ 5.4 ตัวอย่างข้อผิดพลาดในกรณีที่สอง



รูปที่ 5.5 สาเหตุของข้อผิดพลาดในกรณีที่สอง

### 5.3 ผลการทดสอบข้อบกพร่องประเภท splash

ในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash ของภาพทดสอบจำนวน 25 ภาพ พบว่าสามารถตรวจจับภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงที่เกิดข้อบกพร่องประเภท splash ได้ทุกภาพ ซึ่งหมายความว่าภาพทุกภาพมีข้อบกพร่อง splash ทั้งหมด แต่เมื่อมองรายละเอียดเพิ่มเติมในการตรวจจับดังเช่นรูปที่ 5.6 โดยบริเวณที่บ่งบอกว่าเป็นข้อบกพร่องประเภท splash คือ บริเวณภายในเส้นสีดำ จะเห็นได้ว่ารูปที่ 5.6 (ก) มีบริเวณที่เป็น splash มากแต่ในขณะที่รูปที่ 5.6 (ข) มีบริเวณที่เป็น splash น้อย



รูปที่ 5.6 ตัวอย่างผลการจำแนกข้อบกพร่อง splash (ก) มีข้อบกพร่อง splash มาก

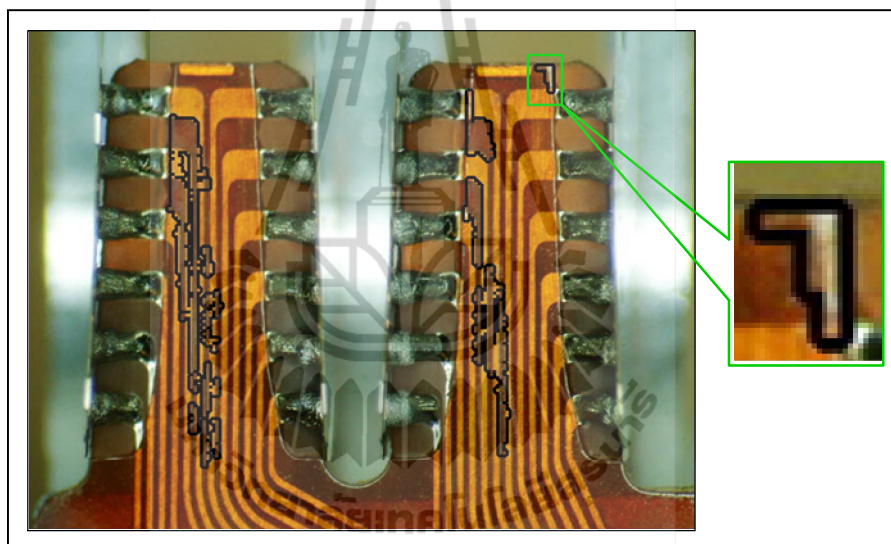
(ข) มีข้อบกพร่อง splash น้อย

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีแนวคิดการใช้เกณฑ์ในการตัดสินว่าภาพใดจะมีข้อบกพร่องประเภท splash หรือไม่ ด้วยการใช้นับจำนวนจุดภาพในบริเวณเส้นสีดำซึ่งคล้ายกับเกณฑ์การจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn แต่มีข้อแตกต่างที่เราจะใช้จำนวนจุดภาพในบริเวณเส้นสีดำ (SP) เปรียบเทียบกับจำนวนจุดภาพของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดง (A) ซึ่งได้มาจากการหา ROI ของการบันทึกภาพในแนว 90° โดยจะแยกพิจารณาในแต่ละเฟล็กซ์ซึ่งมีการคำนวณดังสมการที่ (5.5)

$$Cl_{SP} = \frac{SP}{A} \times 100 \quad (5.5)$$

$Cl_{SP}$  ถูกเรียกว่าเปอร์เซ็นต์ของการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash ดังเช่นรูปที่ 5.6 (ก) มีค่า  $Cl_{SP}$  ของเฟล็กซ์ส่วนที่ 1 เท่ากับ 58.91% และค่า  $Cl_{SP}$  ของเฟล็กซ์ส่วนที่ 2 เท่ากับ 44.18% ในส่วนรูปที่ 5.6 (ข) มีค่า  $Cl_{SP}$  ของเฟล็กซ์ส่วนที่ 1 เท่ากับ 16.28% และค่า  $Cl_{SP}$  ของเฟล็กซ์ส่วนที่ 2 เท่ากับ 8.56% แต่เปอร์เซ็นต์ที่ยอมรับได้ในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash งานวิจัยนี้ไม่ได้กำหนด โดยให้บริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด เป็นผู้กำหนดเปอร์เซ็นต์ดังกล่าว

แต่อย่างไรก็ตามการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash ยังมีข้อผิดพลาดในการจำแนก ซึ่งสามารถดูได้จากรูปที่ 5.7 จะเห็นได้ว่าบริเวณภายในกรอบสี่เหลี่ยมตามสถานะจริงแล้วเป็นการสะท้อนแสงจากขอบเส้นทองแดง ซึ่งทำให้ระบบเข้าใจว่าบริเวณดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องประเภท splash เนื่องจากมีเนคสีที่คล้ายกัน คือ สีขาวขุ่น แต่จากปัญหาดังกล่าวไม่มีมีผลต่อประสิทธิภาพของระบบเนื่องจากบริเวณที่เกิดการสะท้อนของแสงจากขอบเส้นทองแดงมีพื้นที่น้อยมากเมื่อเทียบกับพื้นที่ที่เกิดข้อบกพร่องประเภท splash



รูปที่ 5.7 ภาพตัวอย่างข้อผิดพลาดในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash

#### 5.4 สรุป

จากผลการทดสอบข้อบกพร่องประเภท flex burn จะได้หลักเกณฑ์ในการจำแนกข้อบกพร่องด้วยการคำนวณค่าเฉลี่ยจุดภาพที่เป็นข้อบกพร่อง และนำค่าที่ได้ไปจำแนกซึ่งผลการจำแนกมีความแม่นยำที่สูง นั่นคือมีค่า  $ACC = 0.9576$  และจากการประเมินประสิทธิภาพของระบบด้วยการใช้กราฟ ROC จะได้ระบบที่มีประสิทธิภาพที่ดี นั่นคือ  $AUC = 0.9468$  ในส่วนผลการทดสอบข้อบกพร่องประเภท splash ถึงแม้ว่างานวิจัยนี้ไม่สามารถบอกได้ว่าภาพดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องประเภท splash หรือไม่ แต่สามารถที่จะแสดงได้ว่าพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงมีพื้นที่ใดบ้างที่เป็นข้อบกพร่องประเภท splash นอกจากนี้ยังแสดงเปอร์เซ็นต์ของการจำแนกเพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการจำแนกด้วย

## บทที่ 6

### บทสรุปและข้อเสนอแนะ

#### 6.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ดำเนินการศึกษาและพัฒนาการตรวจสอบข้อบกพร่องด้วยภาพแบบอัตโนมัติ เพื่อเป็นต้นแบบในการประยุกต์ใช้การตรวจสอบข้อบกพร่องใน HSA ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้น ประกอบด้วย การแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ และการจำแนกข้อบกพร่อง การดำเนินงานวิจัยดังกล่าว สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ โดยสามารถสรุปผลการวิจัยและพัฒนาทางวิศวกรรม ได้ดังต่อไปนี้

ในบทที่ 1 ของงานวิจัยได้กล่าวถึงวิธีการตรวจสอบข้อบกพร่องในปัจจุบัน และปัญหาที่พบในการตรวจสอบ โดยในบทนี้ได้นำเสนอวิธีการที่นำมาทดแทนการตรวจสอบรูปแบบเดิมด้วยการใช้การประมวลผลภาพ

ในบทที่ 2 ได้แสดงประเภทข้อบกพร่องของข้อบกพร่องที่ได้รับตัวอย่างจากบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สโตเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด ได้แก่ flex burn ball soldering solder incomplete และ splash ในส่วนของทฤษฎีต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งได้มีการยกตัวอย่างระบบการทำงานของ SFAM โดยจำลองการแก้ปัญหาวงกลมในสี่เหลี่ยมเพื่อช่วยให้มีความเข้าใจในเครือข่ายประสาทเทียมนี้ได้ง่ายขึ้น นอกจากนี้ยังได้นำเสนอวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการตรวจสอบข้อบกพร่องโดยมีวิธีการตรวจสอบในหลายรูปแบบ แต่วิธีที่นำไปใช้ในงานวิจัยนี้คือ วิธีการตรวจสอบด้วยการมองเห็น ซึ่งมีราคาถูกและสามารถนำไปพัฒนาได้ง่าย

ในบทที่ 3 ได้แสดงการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ ซึ่งออกแบบให้มีการบันทึกภาพ 2 รูปแบบ คือ การบันทึกภาพในแนว 90° เป็นการบันทึกภาพเพื่อแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงสำหรับนำไปตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท splash และการบันทึกภาพในแนว 80° เป็นการบันทึกภาพเพื่อแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบกพร่องสำหรับนำไปตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท flex burn จะเห็นได้ว่างานวิจัยนี้จะไม่ทำการตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท ball soldering และ solder incomplete เนื่องจากตัวอย่างที่ได้รับมีจำนวนน้อยโดยเฉพาะข้อบกพร่องประเภท solder incomplete มีความแตกต่างทางด้านรูปร่างหลายรูปแบบ ทำให้ยากต่อการจำแนก ดังนั้นจึงทำการวิจัยเฉพาะข้อบกพร่องประเภท flex burn และ splash



ในบทที่ 4 ได้แสดงพัฒนาการวิธีการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn โดยเปลี่ยนจากการนำภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ระหว่างข้อบกพร่องมาแปลงเป็น 2DPCA เพื่อนำเป็นข้อมูลอินพุตและใช้โครงข่ายประสาทเทียม SFAM สำหรับเป็นตัวจำแนกข้อบกพร่องต่อมาเปลี่ยนวิธีใหม่โดยการใช้ข้อมูลอินพุตด้วยการแปลงปริภูมิสี CMYK เลือกช่องสัญญาณ K และใช้โครงข่ายประสาทเทียม SFAM สำหรับเป็นตัวจำแนกครั้งที่หนึ่ง ต่อกำหนดภาพที่ได้จากการจำแนกครั้งที่หนึ่งมาแปลงปริภูมิสี CIE L\*a\*b เลือกใช้ที่ช่องสัญญาณ b และใช้โครงข่ายประสาทเทียม LS-SVM ในส่วนของ การจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash เป็นการนำภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงมาแปลงเป็นปริภูมิสี HSV เลือกใช้ที่ช่องสัญญาณ S ซึ่งเป็นปริภูมิสีที่สามารถแยกความแตกต่างระหว่างพื้นผิวเฟล็กซ์ที่เป็น splash และไม่เป็น splash ได้ดีที่สุด และนำไปจำแนกด้วยตัวจำแนก LS-SVM

ในบทที่ 5 ได้แสดงเกณฑ์ในการตัดสินใจภาพดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn โดยใช้ผลรวมจุดภาพที่แสดงว่าเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn จากการจำแนกด้วย LS-SVM เปรียบเทียบกับค่ามาตรฐานในการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn ที่ได้จากผลรวมเฉลี่ยของตัวอย่างภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ระหว่างข้อบกพร่องที่เป็น flex burn ทั้งหมดจำนวน 15 ภาพ ซึ่งผลที่ได้จากการจำแนกด้วยเกณฑ์ดังกล่าว สามารถนำไปประเมินประสิทธิภาพของระบบด้วยกราฟ ROC พบว่า ผลการจำแนกมีความแม่นยำที่สูง นั่นคือ มีค่า  $ACC = 0.9576$  และเมื่อคำนวณพื้นที่ใต้กราฟจะได้ค่า  $AUC = 0.9468$  ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบการจำแนกข้อบกพร่องประเภท flex burn มีประสิทธิภาพที่ดี แต่อย่างไรก็ตามระบบนี้ยังมีข้อผิดพลาด เพราะข้อบกพร่องที่เกิดขึ้นในบางภาพมีเจดสีที่ใกล้เคียงกับพื้นผิวเฟล็กซ์ที่ไม่เป็น flex burn และการเกิดเงาของข้อบกพร่องบนพื้นผิวเฟล็กซ์ทำให้ระบบเข้าใจว่าพื้นที่ดังกล่าวเป็นข้อบกพร่องประเภท flex burn ทำให้ระบบตัดสินใจผิดพลาด

ในขณะที่การจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash ของภาพทดสอบจำนวน 25 ภาพ สามารถตรวจจับภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงที่เกิดข้อบกพร่องประเภท splash ได้ทุกภาพ แต่ในแต่ละภาพมีจำนวนจุดภาพที่แสดงว่าเป็นข้อบกพร่องประเภท splash ไม่เท่ากัน ดังนั้นจึงใช้เกณฑ์ในการตัดสินใจภาพใดมีข้อบกพร่องประเภท splash หรือไม่ ด้วยการรวมจำนวนรวมจุดภาพในบริเวณเส้นสีดำและเปรียบเทียบกับจำนวนจุดภาพของพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของเส้นทองแดงที่ได้มาจากการหา ROI ของการบันทึกภาพในแนว  $90^\circ$  และแยกพิจารณาในแต่ละเฟล็กซ์ ซึ่งผลที่ได้จากการคำนวณคิดเป็นเปอร์เซ็นต์การเกิดข้อบกพร่องประเภท splash ถึงแม้ว่าสามารถหาเปอร์เซ็นต์ของการเกิดข้อบกพร่องประเภท splash นี้ได้ แต่การหาเปอร์เซ็นต์ที่ยอมรับได้ในการเกิดข้อบกพร่องจะขึ้นอยู่กับบริษัท อิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด เป็นผู้กำหนด เช่นเดียวกันการจำแนกข้อบกพร่องประเภท splash ยังมีข้อผิดพลาด จากการสะท้อนแสงของขอบเส้นทองแดงซึ่งมีเจดสีที่คล้ายกัน คือ สีขาวนูน ทำให้ระบบเข้าใจว่าบริเวณนี้เกิด

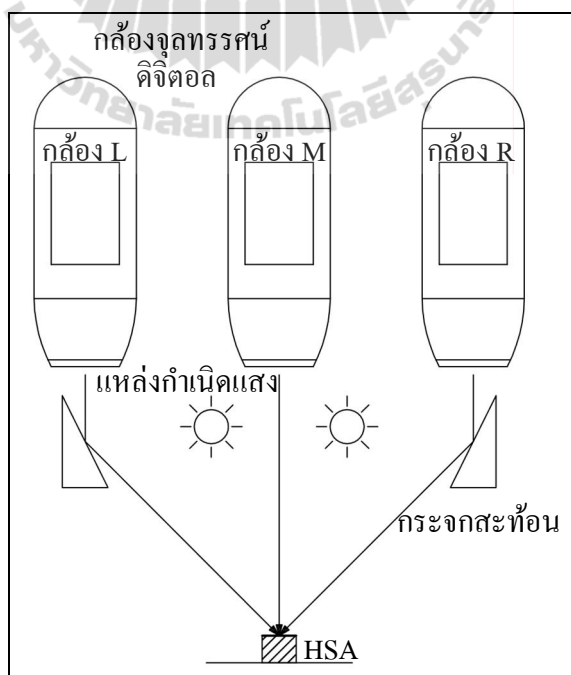


ข้อบกพร่อง แต่จากปัญหาดังกล่าวไม่มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของระบบ เนื่องจากบริเวณที่เกิดการสะท้อนของแสงจากขอบเส้นทองแดงมีพื้นที่น้อยมากเมื่อเทียบกับพื้นที่ที่เกิดข้อบกพร่องประเภท splash

## 6.2 ข้อเสนอแนะ

1) จากวิธีการแยกส่วนภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนระหว่างข้อบัดกรีสามารถนำไปประยุกต์หาภาพพื้นผิวเฟล็กซ์ในส่วนของข้อบัดกรี เพื่อทำการตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท solder incomplete

2) ในการเพิ่มความเร็วการบันทึกภาพ จากแนวคิดการตรวจสอบข้อบัดกรีของ Ong et al. (2007) ซึ่งใช้กล้องสองตัวในการตรวจสอบ ทำการเปลี่ยนจากการติดตั้งกล้อง 2 ตัวเป็นการติดตั้งกล้องจุลทรรศน์ดิจิทัลจำนวน 3 ตัว ดังรูปที่ 6.1 โดยกล้อง M บันทึกภาพในแนวตั้งฉากเพื่อตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท splash และ solder incomplete ส่วนกล้อง L และกล้อง R บันทึกภาพในแนวมุมเอียงเพื่อตรวจสอบข้อบกพร่องประเภท flex bum และ ball soldering โดยภาพที่ได้ของกล้องทั้งสองมาจากการสะท้อนภาพของกระจกสะท้อน



รูปที่ 6.1 แนวคิดการติดตั้งกล้อง 3 ตัว

3) ข้อบกพร่องที่เกิดจากการบัดกรีอาจมีปัญหามาจากส่วนประกอบและปริมาณตะกั่วที่ไม่เท่ากัน ซึ่งเป็นปัญหาที่ไม่สามารถควบคุมให้มีขนาดหรือปริมาณเท่ากันได้ 100% ดังนั้นการแก้ไขปัญหาดังกล่าวต้องดำเนินการแก้ไขในขณะที่มีการบัดกรี โดยการประยุกต์ใช้การตรวจสอบข้อมูลเฉพาะของอุณหภูมิ ซึ่งเป็นวิธีการตรวจสอบข้อบัดกรีวิธีหนึ่ง มีขั้นตอนในการดำเนินงานโดยใช้กล้องอินฟราเรดตรวจจับความร้อนในขณะที่ข้อบัดกรีได้รับความร้อนจากเลเซอร์ ถ้าข้อบัดกรีมีความร้อนมากเกินไปเกณฑ์ที่กำหนดให้ทำการปรับระดับความร้อนจากเลเซอร์ให้ต่ำลงเช่นเดียวกันถ้าน้อยเกินไปให้เพิ่มระดับความร้อนจากเลเซอร์เพิ่มขึ้น ซึ่งการแก้ไขดังกล่าวสามารถลดการเกิดข้อบกพร่องก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการตรวจสอบได้

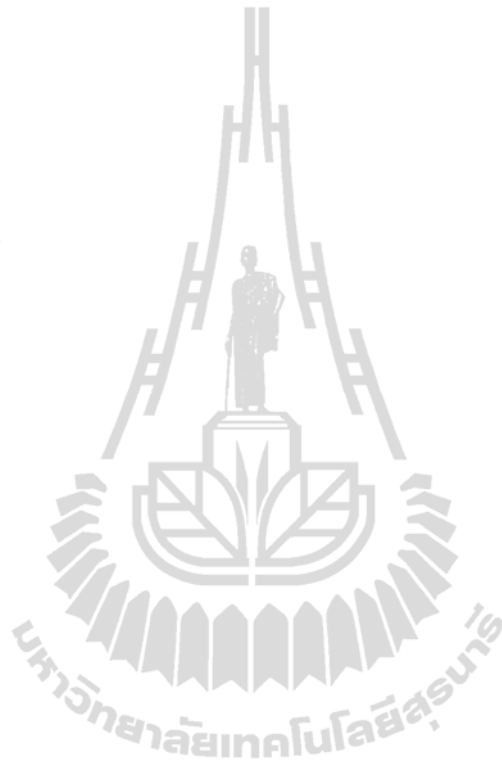


## รายการอ้างอิง

- จักรวาล จันทา. 2550. ระบบตรวจจับภาพคนเดินถนนด้วยเฟสสมมาตรมิติสี่ร่วม. **วิทยานิพนธ์  
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.**: 12-139.
- Acciani, G., Brunetti, G., and Fornarelli, G. (2007). Automatic detection of solder joint defects on integrated circuits. **IEEE Int. Symp. Circuit and Systems.**: 1021-1024.
- Ahirwal, B., Khadtare, M., and Mehta R. (2007). FPGA based system for color space transformation RGB to YIQ and YCbCr. **ICIAS'07 Int. Conf. Intelligent and Advanced Systems.**: 1345-1349.
- Ardizzone, E., Cascia M. L., and Morana, M. (2009). Probabilistic corner detection for facial feature extraction. **ICIAP'09 Lecture Notes in Computer Science.** 5716/2009.: 461-470.
- Besl, P. J., Delp, E. J., and Jain, R. (1985). Automatic visual inspection of solder joints. **IEEE Int. Conf. Robotics and Automation.** 2: 42-56.
- Capson, D. W., and Eng, S. K. (1988). A tiered-color illumination approach for machine inspection of solder joints. **IEEE Tran. Pattern Analysis and Machine Intelligence.** 10(3): 387-393.
- Chiu, S. N., and Perng, M. H. (2006). Reflection-area-based feature descriptor for solder joint inspection. **Machine Vision and Applications.** 18(2): 95-106.
- Conchuir, D. O., McCurdy, J., and Casey, V. (1991). Survey of non-destructive inspection methods for solder joint integrity. **Proc. of the IEEE 1991 National Aerospace and Electronics Conference.** 3: 1268-1275.
- Gonzalez, R. C., and Woods, R. E. (2008). **Digital image processing.** Prentice Hall: New Jersey.
- Jie, X., Li-Na, H., Guo-Hua, G., and Ming-Quan, Z. (2009). Based on HSV space real-color image enhanced by multi-scale homomorphic filters in two channels. **GCIS' 09 WRI Global Congress Intelligent Systems.** 3: 160-165.
- Kasuba, T. (1993). Simplified fuzzy artmap. **AI expert.**: 18-25.

- Kim, T. H., Cho, T. H., Moon, Y. S., and Park, S. H. (1999). Visual inspection system for the classification of solder joints. **Journal of The Pattern Recognition Society**. 32(4): 565-575.
- Liu, D., and Yu, J. (2009). Otsu method and k-means. **HIS'09 Ninth Int. Conf. Hybrid Intelligent Systems**. 1: 344-349.
- Loh, H. H., and Lu, M. S. (1999). Printed circuit board inspection using image analysis. **IEEE Tran. Industry Applications**. 35(2): 426-432.
- Lu, S. L., Zhang, X. M., and Kuang, Y. C. (2007). Optimized design of an AOI illuminator. **ICWARP'07 Int. Conf. Wavelet Analysis and Pattern Recognition**. 2: 924-928.
- Moore, T. D., Vanderstraeten D., and Forssell, P. (2001). Determination of BGA structural defects and solder joint defects by 3D x-ray laminography. **Proc. Int. Symp. Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits**.. 146-150.
- Nabizadeh, S., Faez, K., Tavassoli, S., and Rezvani A. (2010). A novel method for multi-level image thresholding using particle swarm optimization algorithms. **Int. Conf. Computer Engineering and Technology**. 4: V4-271-V4-275.
- Nnolim, U., and Lee P. (2008). Homomorphic filtering of colour images using a spatial filter kernel in the HIS colour space. **Instrumentation and Measurement Technology Conf.**: 1738-1743.
- Ong, T. Y., Samad, Z., and Ratnam, M. M. (2007). Solder joint inspection with multi-angle imaging and an artificial neural network. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**. 38(5-6): 455-462.
- Rajasekaran, S., and Pai, G. A. V. (2006). **Neural networks, fuzzy logic, and genetic algorithm synthesis and applications**. Prentice Hall: India.
- Ryu, Y. K., and Cho\*, H. S. (1997). New optical measuring system for solder joint inspection. **Journal of Optics and Lasers in Engineering**. 26(6): 487-514.
- Suykens, J. A. K., and Vandewalle, J. (1999). Least square support vector machine classifiers. **Neural Processing Letters**. 9(3): 293-300.
- Vapnik, N. V. (1995). **The nature of statistical learning theory**. Springer-Verlag: New York.
- Wang, H., and Hu, D. (2005). Comparison of SVM and LS-SVM for regression. **ICCN&B' 05 Int. Conf. Neural Networks and Brain**. 1: 279-283.

Yang, J., Zhang, D., Frangi, A. F., and Yung, J. Y. (2004). Two-dimensional PCA : A new approach to appearance-based face representation and recognition. **IEEE Tran. Pattern Analysis and Machine Intelligence**. 26(1): 131-137.





## รายละเอียดกล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล



รูปที่ ก.1 กล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล

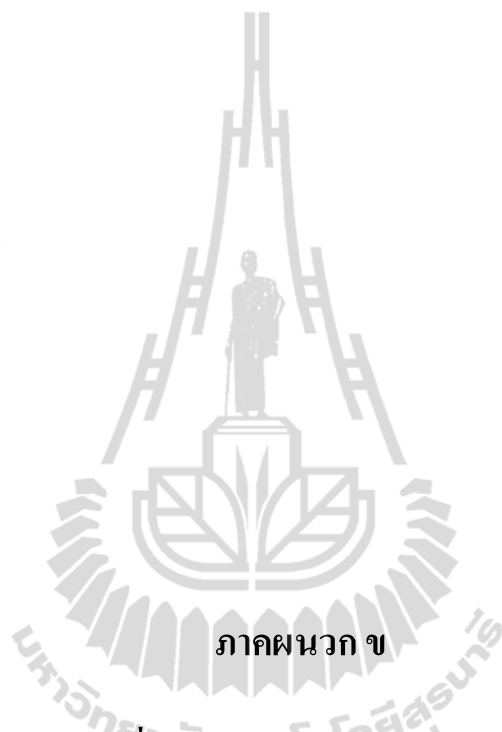
กล้องจุลทรรศน์ดิจิทัลที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นรุ่น AM413TL Dino Lite Pro LWD ซึ่งผลิตโดยบริษัท Anmo electronic corporation โดยกล้องรุ่นนี้สามารถนำไปใช้งานได้หลากหลายรูปแบบ เช่น งานซ่อมแซม งานการตรวจสอบ และการมองเห็นของเครื่องจักร (machine vision) เป็นต้น นอกจากนี้มีชุดคำสั่ง (software) มาพร้อมกับกล้องซึ่งเรียกว่า DinoCapture ซึ่งในชุดคำสั่งสามารถบันทึกภาพนิ่งและบันทึกภาพเคลื่อนที่ได้ โดยกล้องจุลทรรศน์ดิจิทัลมีข้อมูลจำเพาะดังรูป ก.2



|                                           |                                                                                                |
|-------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Interface                                 | USB2.0                                                                                         |
| Product Resolution                        | 1.3M pixels. (SXGA)                                                                            |
| Mag Rate                                  | 20x~90x                                                                                        |
| Sensor                                    | Color CMOS                                                                                     |
| Frame rate                                | up to 30fps                                                                                    |
| Image Format                              | jpg,bmp,avi                                                                                    |
| Microtouch                                | Yes                                                                                            |
| LED Switchable<br>(via DinoCapture)       | Yes                                                                                            |
| Measurement Function<br>(via DinoCapture) | Yes                                                                                            |
| Calibration Function<br>(via DinoCapture) | Yes                                                                                            |
| Software                                  | Windows 7 ,Vista ,XP ,2000 or Windows Server 2003<br>MAC OS (Microtouch function no supported) |
| Unit Weight                               | 90(g)                                                                                          |
| Units Dimension                           | 10cm (H) x 3.2cm (R)                                                                           |
| Master Box Dimensions                     | -                                                                                              |

รูปที่ ก.2 ข้อมูลจำเพาะกล้องจุลทรรศน์ดิจิทัล





ภาคผนวก ข

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา

## รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา

Srikaew, A., Kumsawat, P., Attakitmongcol, K., and Thongchumnum, S. (2009). **Image-Based Detection of Flex Defect using AI Techniques**. The second international data storage technology conference, DST-097, Pathumthani, Thailand, May 13-15.



## Image-Based Detection of Flex Defect Using 2DPCA and Simplified Fuzzy ARTMap

ARTHIT SRIKAEW, PRAYOTH KUMSAWAT, KITTI ATTAKITMONGCOL & SARAWUT THONGCHUMNUM

Robotics & Automation Research Unit for Real-World Applications  
School of Electrical Engineering, Suranaree University of Technology  
111 University Ave., Nakhon Ratchasima, THAILAND  
ra@sut.ac.th, prayoth@sut.ac.th, kitti@sut.ac.th, joeman\_u@hotmail.com

**Abstract**— This work presents an automatic vision-based inspection of flex defect on harddisk head stack. The system utilizes various artificial intelligence and image processing techniques to detect and classify flex defects. The system is composed of only one digital microscope without any special arrangement of light source. The 2DPCA is mainly used to reduce dimensionality of the input image which allows the simplified fuzzy ARTMap classifier to achieve better performance. The overall classification rate of 78.57% is promising in which suitable preprocessing routines and more training samples can dramatically improve such performance. Results and discussions are described.

**Keywords** – head stack; flex; solder pad; digital microscope; YIQ color space; harris corner detector; principal component analysis; simplified fuzzy ARTMap

### I. INTRODUCTION

In manufacturing of harddisk's head stack, there is a process of laser soldering. Finishing parts are sent for visual inspection using stereo microscope. The inspection process is manually performed by human which requires expertise of analysis defective parts. However, there are some limitations of employing human visual inspection. Especially, when operators are fatigue, this can substantially reduce performance of defects inspection. Examples of head stack's flex defects are displayed in Fig. 1.

This work studies defects that appear in flex area by using automatic visual inspection. Visual inspection has been widely used because vision hardwares are now very affordable. Many researchers use merely CCD camera and lighting accessories for such visual inspection [1]. Most of related work has focused on solder pad defects. By using lighting accessories, extra information of solder pads can be retrieved effectively. In [2], three round-type LEDs are used to illuminate solder pads. The classification of soldering is performed in 2-D using back-propagation network. Results, which are out of confidence interval, are classified again in 3-D using Bayes classifier. Using LEDs can improve solder pad inspection. Various LED patterns have been proposed in many works. In [3], three-layered color LEDs have been utilized in half sphere shape with different angles. The slant map is then used to extract solder pad features. The novel three-radiation-angle illuminator in [4] allows better color contrast which yields better inspection performance. Work presented in [5] uses two CCD cameras with two different angles to capture and segment ROI of solder pads. The LVQ is employed to classify images from both

cameras. The results show that images from tilt CCD provide better classification.

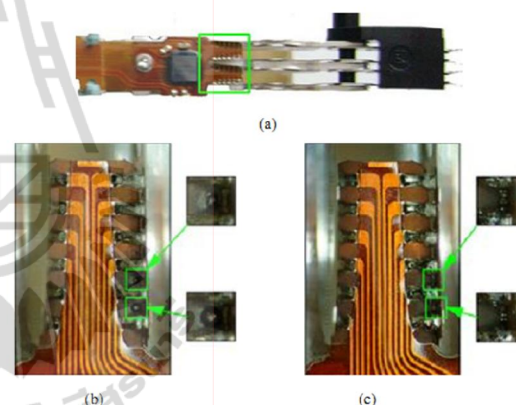


Figure 1. (a) Head stack solder plate area (b) flex burn defect (c) ball soldering defect

This work presents automatic visual defective flex inspection using AI techniques. The flex area locates between sold pads of head stack. The proposed system utilizes only computer vision techniques without any special hardware. The system is mainly composed of two modules: the flex segmentation and the classification. The flex segmentation is described first for which the system can locate the flex ROIs. Details and results of 2DPCA-based image classification are then discussed to examine the performance of classification.

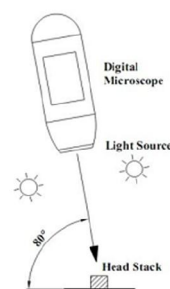


Figure 2. Head stack image recording

## II. SYSTEM CONFIGURATION

The proposed system is set up as shown in Figure 2. The camera system is 90x digital microscope equipped with white LED for light source. The camera angle is 80° aiming at head stack. This alignment provides the most suitable view for flex area. There is, however, limitation of this setting in which only one side of flex part can be observed. The overall inspection system is depicted in Figure 3. The captured image is divided into left and right portion. Each portion is examined separately. Initially, the flex area must be located in order to classify defective flex. This flex segmentation stage applies various image processing techniques to remove irrelevant information from flex area. The overall performance of the proposed system significantly depends on this stage of segmentation.

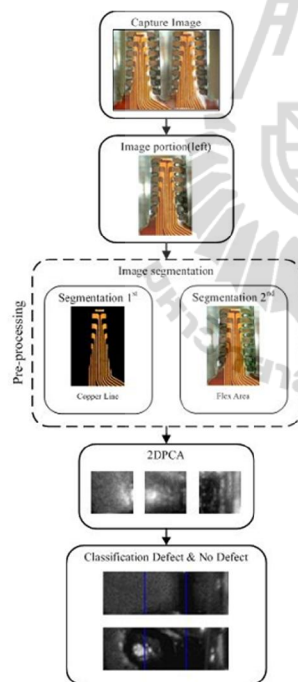


Figure 3. Visual inspection overall system

Next, the resulting flex ROI is classified for non-defective and defective flex. The flex image is transformed into a much lower dimensional data called two dimensional principal component analysis. This allows the classifier, called adaptive resonance theory network, to perform more efficient.

## III. FLEX AREA SEGMENTATION

Consider flex images, it contains many irrelevant information regarding solder pads. Initially, the flex image is

segmented to detect and separate copper line and flex surface area apart. Figure 4 displays this segmentation in details. The segmentation is performed in two steps. The first segmentation is to remove irrelevant background from the flex surface. The second segmentation is to locate the flex area between solder pads on the flex surface.

In the first segmentation, the image is enhanced by homomorphic filter to emphasize the copper line. The frequency range and amplitude of homomorphic filter is chosen such that the flex surface area image is properly boosted. The copper lines in the filtered image are then segmented by thresholding the  $I$  component of YIQ color space. This transformed color model clearly provides a very good response of copper lines within the image.

In second segmentation, Harris corner detector [6] is deployed to segment flex area as depicted in Figure 5. By using information from this corner detector including the physical appearance of the flex part, flex area between solder pads can then be simply located. The resulting flex area is then examined for defect classification.

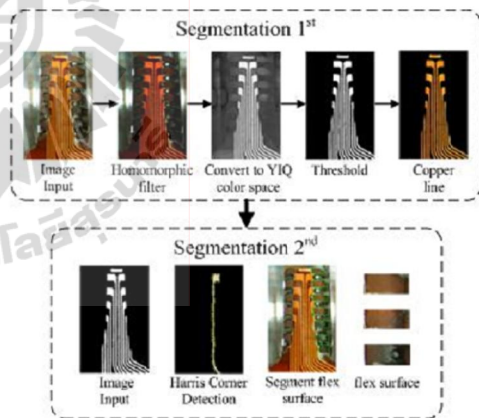


Figure 4. Flex area segmentation

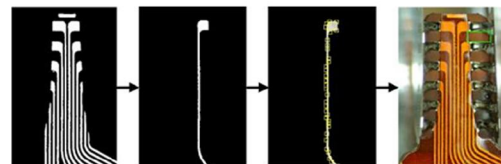


Figure 5. Flex ROI segmentation using Harris corner detector and the resulting flex area location

## IV. 2DPCA-BASED IMAGE CLASSIFICATION

Before the classification of flex ROI, the data is transformed into two dimensional principal component analysis (2DPCA) in order to reduce dimensionality of images [7]. This novel 2DPCA-based feature extraction provides a better



representation of 2D data, such as images, than the original 1DPCA. In this work, the  $50 \times 150$  pixel portion of flex image from previous segmentation stage is divided into three  $50 \times 50$  subimage, labeling as part 1, part 2 and part 3. Each part is then converted into 2DPCA and will be used for classification in later stage (see Figure 7). In this work, each 2DPCA is computed from 10 flex subimages as can be seen in Figure 6 (ordering from the largest eigenvalue ( $\lambda$ ) to the smallest eigenvalue).

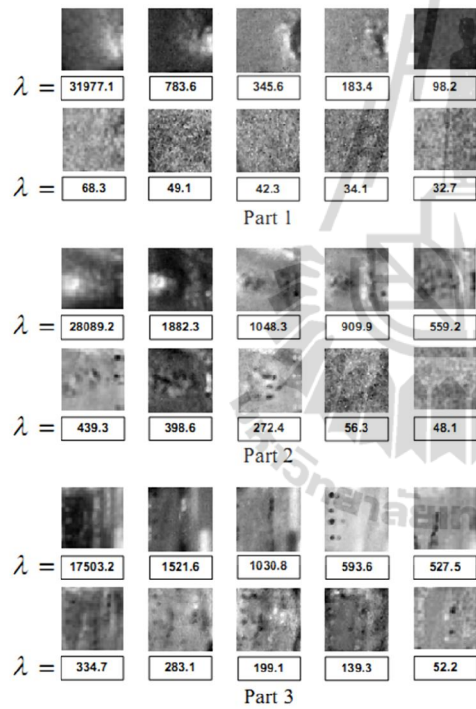


Figure 6. Examples of 2DPCA images

The main engine for defect classification is simplified fuzzy ARTMap (SFAM) [8, 9]. Adaptive resonance theory network (ART) is well known artificial neural network for the ability of recognizing new pattern and maintaining current pattern in the memory. Using such network is suitable for classification of flex defects which can have many variations of defect patterns. The SFAM is modified from FAM (Fuzzy ARTMap) to achieve faster computation. The diagram of SFAM classifier is shown in Figure 8.

In training stage, flex non-defect image and defect image are classified as type 1 and 2, respectively. Network parameters include vigilance parameter, type of output, and network weights. The value of vigilance parameter directly relates to the size of output layer, hence, the resolution of the

classification. The more output neurons, the higher resolution of classification.

There are only two types of flex defect used as the training and testing images: flex burn and ball soldering. Note that there are also other types of flex defect. Due to the limitation of sample data, only flex burn and ball soldering, which are the most often cases, are investigated in this work. In the present work, only 15 images are used for training. Essentially, the more training data can dramatically increase stability of the network.

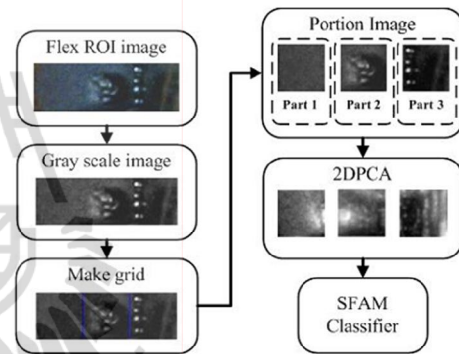


Figure 7. Flex classification diagram

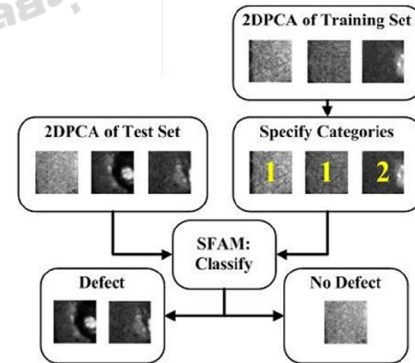


Figure 8. SFAM Structure

## V. RESULTS & DISCUSSIONS

Because each flex image is divided into three parts, the criteria of classification are summarized in Table I. Defective and non-defective image portions are classified by label F and T, respectively. In this work, 28 images of flex area have been tested. Examples of classification are displayed in Table II and

III. Because defects are varied in sizes, shapes, and surfaces, dividing flex image into subimage allows the classifier to perform more efficient. From Table II, wrong classification results are also presented. The example number 4 is classified as T while it is clearly considered to be defective flex. The example number 6, 7, and 8 are classified as F but they should be classified as non-defective flex. The example number 2 and 3 are classified as defective flex which only one part of the flex image is recognized as F.

TABLE I. CLASSIFICATION CRITERIA

| No | Original Image | Part 1 | Part 2 | Part 3 | Classify |
|----|----------------|--------|--------|--------|----------|
| 1  |                |        |        |        | T        |
| 2  |                |        |        |        | F        |
| 3  |                |        |        |        | F        |
| 4  |                |        |        |        | F        |

Flex images of part 1 have high percent accuracy because they hardly contain defect. Consequently, the classifier can easily recognize this portion. For part 2 and 3, percent accuracy is significantly lower than part 1. This is because the physical appearance of defects occurs in various patterns. This can be improved by increasing number of training and test images. This limitation comes from inadequate actual defective flex sample. With sufficient sample data, the SFAM can learn more defect patterns which can definitely achieve higher percent accuracy. Moreover, another factor that significantly impacts the overall performance of the proposed system is the inconsistent brightness. Various color spaces have been investigated in order to elevate this brightness problem. Current study (not presented here) has shown that the classifier can achieve 10% better results using suitable preprocessing routines and properly selected color components.

TABLE II. EXAMPLES OF CLASSIFICATION IMAGES

| No | Defect | Classify | No | No Defect | Classify |
|----|--------|----------|----|-----------|----------|
| 1  |        | F        | 5  |           | T        |
| 2  |        | F        | 6  |           | F        |
| 3  |        | F        | 7  |           | F        |
| 4  |        | T        | 8  |           | F        |

TABLE III. CLASSIFICATION RESULT

| Flex     | Percent Accuracy |
|----------|------------------|
| Part 1   | 100              |
| Part 2   | 75               |
| Part 3   | 71               |
| All Part | 78.57            |

## VI. SUMMARY

Automatic vision-based inspection system is inexpensive and efficient. It can achieve exceptional performance at software expense. This can be suitable for existing systems that need to add automatic inspection capability. Using AI techniques is flexible and can adapt to any environment. Using 2DPCA and SFAM allows such good vision-based inspection system. The 2DPCA can reduce dimensionality of the image and provide suitable input for SFAM to classify on desire criteria. Currently, the proposed system has been under developing to detect and classify various types of defect with more samples to increase percent accuracy of classification. These include both flex and solder pad defects. The skeleton framework presented in this work can still be deployed to achieve such ability.

## ACKNOWLEDGMENT

This research is supported by Suranaree University of Technology and National Electronics and Computer Technology Center (HDD-07-04-51M). Support of research data from Hitachi Global Storage Technology Co., Ltd is gratefully acknowledged.

## REFERENCES

- [1] D. O. Conchuir, J. McCurdy, and V. Casey, "Survey of non-destructive inspection methods for solder joint integrity", Aerospace and Electronics Conference, vol. 3, pp. 1258-1275, 1991.
- [2] T. H. Kim, T. H. Cho, Y. S. Moon, and S. H. Park, "Visual inspection system for the classification of solder joints", Journal of The Pattern Recognition Society, pp. 565-575, 1999.
- [3] H. H. Loh, and M. S. Lu, "Printed circuit board inspection using image analysis", IEEE Transactions on industry applications, vol. 35, pp. 426-432, 1999.
- [4] S. L. Lu, X. M. Zhang, and Y. C. Kuang, "Optimized design of an AOI illuminator", Proceedings of The International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 924-928, 2007.
- [5] T. Y. Ong, Z. Samad, and M. M. Ratnam, "Solder joint inspection with multi-angle imaging and an artificial neural network", International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 38, pp. 455-462, 2007.
- [6] M. Gevrekci and B. K. Gunturk, "Illumination robust interest point detection", Computer Vision and Image Understanding, 2008.
- [7] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi and J. Y. Yung, "Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, volume 26, pp. 131-137, 2004.
- [8] S. Rajasekaran and G.A.V. Pai, "Neural networks, fuzzy logic, and genetic algorithm synthesis and applications", chapter 13, pages 358-370, Prentice Hall, India, 2006.
- [9] T. Kasuba, Simplified fuzzy artmap, AI Expert, pp. 18-25, 1993.



## ประวัติผู้เขียน

ว่าที่ร้อยตรี สราวุธ ทองชุมนุม เกิดเมื่อวันที่ 26 กันยายน พ.ศ. 2525 ณ จังหวัดพังงา เริ่มการศึกษาระดับชั้นประถมศึกษาที่โรงเรียนอนุบาลพังงา มัธยมศึกษาที่โรงเรียนดีบุกพังงาวิทยายน อำเภอเมือง จังหวัดพังงา ในปีการศึกษา 2543 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีจากคณะวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปีการศึกษา 2548 หลังจากสำเร็จการศึกษาได้เข้าทำงานในตำแหน่งวิศวกรไฟฟ้ากับบริษัท นิเด็ค โคปาล (ประเทศไทย) จำกัด ซึ่งเป็นบริษัทผู้ผลิตชุดเตอร์กล้อถ่ายรูปลำดับหนึ่งของโลก

ขณะศึกษาในระดับปริญญาโทได้รับทุนการศึกษาในการทำวิจัยจากศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (NECTEC) และได้เข้าร่วมทำกิจกรรมของมหาวิทยาลัย ได้แก่ การจัดค่าย e-camp การทำหุ่นยนต์ไดโนเสาร์เคลื่อนไหวที่อุทยานไดโนเสาร์ภูเวียง จังหวัดขอนแก่น และการปรับปรุงเครื่องประกอบฮาร์ดดิสก์ขนาด 2.5 นิ้ว ของบริษัท ฮิตาชิ โกลบอล สตอเรจ เทคโนโลยีส์ (ประเทศไทย) จำกัด ทั้งนี้ผู้เขียนมีความสนใจในงานทางด้านการประมวลผลสัญญาณภาพ การมองเห็นคอมพิวเตอร์ และระบบควบคุมอัตโนมัติ โดยมีผลงานตีพิมพ์ปรากฏดังภาคผนวก ข.