การแยกแยะรูปแบบของพื้นผิวหินด้วยการวัดเชิงปริภูมิความถี่

STONE TEXTURE CLASSIFICATION USING SPATIAL FREQUENCY MEASUREMENT

ทศพร คชานุบาล

TOSSAPORN KACHANUBAL

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2551

KMITL-2008-EN-M-230-178

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การแยกแยะรูปแบบของพื้นผิวหินด้วยการวัดเชิงปริภูมิความถี่

STONE TEXTURE CLASSIFICATION USING SPATIAL FREQUENCY MEASUREMENT

T082891

ทศพร คชานุบาล

TOSSAPORN KACHANUBAL

เลขหมู่.................
เลขทะเบียน 82891
วัน,เดือน,ปี 25 ก.ค. 2551

.b 11951192
.i

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2551

KMITL-2008-EN-M-230-178

STONE TEXTURE CLASSIFICATION USING SPATIAL FREQUENCY MEASUREMENT

TOSSAPORN KACHANUBAL

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN INFORMATION ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2008

KMITL-2008-EN-M-230-178

COPYRIGHT 2008

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การแยกแยะรูปแบบพื้นผิวหินด้วยการวัดเชิงปริภูมิความถี่
นักศึกษา	นายทศพร คชานุบาล
รหัสประจำตัว	49061019
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมสารสนเทศ
พ.ศ.	2551
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.สมเกียรติ อุดมหรรษากุล

บทคัดย่อ

เนื่องลักษณะพื้นผิวของหินธรรมชาตินั้นมีความซับซ้อนและแตกต่างกันแม้ว่าหินนั้นจะเป็นหินชนิดเดียวกันก็ตาม อีกทั้งการแยกแยะชนิดของหินธรรมชาตินั้นส่งผลดีกับผู้ประกอบการโรงงานเนื่องจากสภาวะแวดล้อมภายในโรงงานที่เต็มไปด้วยมลภาวะทางอากาศซึ่งไม่เหมาะกับผู้ปฏิบัติงาน วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอวิธีการที่จะแยกแยะชนิดและรูปแบบของหินธรรมชาติโดยใช้ภาพถ่ายสีในการแยกแยะ โดยที่ภาพสีซึ่งประกอบไปด้วยภาพในมิติสีแดง เขียวและน้ำเงินจะถูกแปลงด้วยวิธีพีซีเอเพื่อเปลี่ยนจากภาพในมิติสีแดง เขียวและน้ำเงินดังกล่าวให้อยู่ในมิติขององค์ประกอบหลัก ซึ่งค่าลักษณะเด่นที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้นั้น จะใช้ค่าของเวคเตอร์ไอเกนที่ได้จากการแปลงพีซีเอ และค่าที่ได้จากการประยุกต์เอสเอฟเอ็มบนภาพที่ได้จากมิติขององค์ประกอบหลักที่มีค่าไอเกนสูงสุดและต่ำสุดตามลำดับ และในขั้นตอนสุดท้ายหลังจากที่ได้ลักษณะเด่นแล้วก็จะนำลักษณะเด่นเหล่านี้ไปทำการรู้จำด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบส่งค่าย้อนกลับเพื่อแยกแยะชนิดของหิน

Thesis Title	Stone Texture Classification using Spatial Frequency Measurement
Student	Tossaporn Kachanuban
Student ID.	49061019
Degree	Master of Engineering
Program	Information Engineering
Year	2008
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Somkait Udomhunsakul

ABSTRACT

Since the natural rocks have quite different textures even they are in the same class. It's very difficult and challenging task to classify each type of rocks .In this thesis, a new technique for recognizing each type or pattern of natural rock image was presented in order to economize processing time. First of all, original bands of image, Red, Green, and Blue bands, was transformed into PCA bands, Principle Component Analysis bands. Then, the set of features composed of three values from Eigen vector of the highest Eigen value band, two modified SFM values, Spatial Frequency Measure, of the highest and the lowest Eigen value bands, respectively. The modified SFM value can be obtained from the different between the SFM from the original equation and the SFM from an adaptive SFM equation. Finally, back propagation neural network was performed to classify each type of rocks by using these features.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะไม่สามารถสำเร็จได้หากปราศจากความช่วยเหลือและการสนับสนุนจากบุคคลหลายฝ่ายดังต่อไปนี้

ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร. สมเกียรติ อุดมหรรษากุล ที่คอยให้คำแนะนำและให้ความรู้ ตลอดจนความช่วยเหลือในการปรับปรุงวิทยานิพนธ์ และเป็นส่วนสำคัญที่ช่วยให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ทุกๆ ท่านตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันที่ให้ความรู้ ข้อคิด ตลอดจนคำแนะนำดีๆ แก่ข้าพเจ้า

ขอขอบคุณ จักพันธ์ ราชกิจ และนภา ที่คอยให้ความช่วยเหลือในเรื่องต่างๆ

ขอขอบคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆ ที่คอยให้กำลังใจ

และเหนือสิ่งอื่นใด ขอขอบพระคุณ บิดา – มารดา ของข้าพเจ้า ที่ได้ให้กำเนิด ตลอดจนเลี้ยงดูข้าพเจ้ามาเป็นอย่างดี และเป็นกำลังใจที่สำคัญกับข้าพเจ้า

ทศพร คชานุบาล

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย........I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ........II

กิตติกรรมประกาศ........III

สารบัญ........IV

สารบัญตาราง........VII

สารบัญรูป........VIII

บทที่ 1 บทนำ........1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา........1

1.2 วิธีการแบ่งแยกพื้นผิวที่มีอยู่เดิมดีหรือไม่........1

1.3 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา........2

1.4 สมมติฐานของการศึกษา........2

1.5 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย........3

1.6 ขอบเขตการวิจัย........3

1.7 ขั้นตอนของการศึกษา........4

บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการ........5

2.1 ความรู้พื้นฐานในระบบการรู้จำรูปแบบ........5

2.2 ทฤษฎีที่ใช้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูล........6

2.2.1 การตรวจหาขอบภาพ (Edge Detection)........6

2.2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis)........9

2.3 ทฤษฎีที่ใช้ในการดึงลักษณะเด่น........12

2.3.1 สมการของค่าทางสถิติทั่วไปที่นิยมใช้กับพื้นผิวจะมีดังต่อไปนี้........12

2.3.2 ทฤษฎีการหาค่าการวัดเชิงปริภูมิความถี่ (Spatial Frequency Measurement : SFM)........12

2.4 ทฤษฎีที่ใช้ในการรู้จำข้อมูล........14

2.4.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)........14

2.4.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท (Neuron)........15

2.4.3 ประสาทเทียมอย่างง่าย........15

2.4.4 หลักการการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียม........16

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4.5 การออกแบบโครงข่าย....16
2.4.6 การเชื่อมต่อสื่อสารระหว่างชั้น....16
2.4.7 กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์....17
2.4.8 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาท (Neural Network)....17
2.4.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็มแอลพี (Multilayer Perceptron:MLP)....18
2.4.10 อัลกอริทึมแบบส่งค่ากลับ (Back propagation Algorithm)....19
2.4.11 ขั้นตอนวิธีการส่งค่ากลับ (Back propagation Algorithm)....20
2.4.12 เงื่อนไขการหยุดฝึกฝน....23
2.4.13 ฟังก์ชั่นกระตุ้น (Activation Function)....23
2.4.14 การวัดความแม่นยำของระบบรู้จำข้อมูล....23

บทที่ 3 ขั้นตอนการวิจัย....25
3.1 รูปแบบของการแยกแยะพื้นผิว....25
3.2 ภาพโดยรวมขั้นตอนในการทำการวิจัย....26
3.3 การได้มาของข้อมูลภาพหินธรรมชาติทั้งหมด....27
3.3.1 ขั้นตอนการจัดเก็บภาพ....27
3.3.2 ขั้นตอนการตัดภาพ....31
3.4 การแปลงพีซีเอของภาพที่ผ่านการตัด....31
3.5 การหาลักษณะเด่นจากเมตริกซ์ที่เป็นผลลัพธ์จากการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก....33
3.6 การประยุกต์การวัดเชิงปริภูมิความถี่หรือการประยุกต์เอสเอฟเอ็ม....33
3.7 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้....34

บทที่ 4 ผลการทดลอง
4.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล....36
4.1.1 ผลที่ได้จากการแปลงพีซีเอและการหาขอบภาพแบบโซเบล....36
4.2 ขั้นตอนการดึงลักษณะเด่น....42
4.3 ขั้นตอนการแยกแยะข้อมูล (Recognition)....57
บทที่ 5 สรุปและวิจารณ์ผลการทดลองและแนวทางในการพัฒนา
5.1 สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง....70

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.2 แนวทางในการพัฒนา.....70
เอกสารอ้างอิง.....71

ภาคผนวก.....73
ประวัติผู้เขียน.....86

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 ภาพตัวอย่างของหินต้นฉบับ ภาพที่ผ่านการทำพีซีเอและภาพของขอบภาพ.............................37

4.2 ค่าเอสเอฟเอ็มของหินที่มีขนาดดอกของหินแตกต่างกัน..48

4.3 แสดงค่าความผิดพลาดเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงโหนดในชั้นซ่อนที่ 1...58

4.4 แสดงค่าความผิดพลาดเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงโหนดในชั้นซ่อนที่ 2...59

4.5 ผลการรู้จำจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ..61

4.6 ภาพหินบลูเพิร์ลที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้......................63

4.7 ภาพหินเขียวมรกตที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้.................65

4.8 ภาพหินชมพูจีนที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้......................66

4.9 ภาพหินแดงอินเดียที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้.................67

4.10 ภาพหินมาฮ็อกกานี่ที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้..............68

4.11 ภาพหินมาฮ็อกกานี่จากแหล่งอื่นที่โครงข่ายแยกแยะผิดพลาด..68

4.12 ภาพหินดำจุดทองที่นำมาจากแหล่งอื่นเทียบกับหินที่ระบบแยกแยะได้..................................69

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 ขั้นตอนในการทำงานของระบบรู้จำโดยทั่วไป......6

2.2 ภาพตัวอย่างขอบภาพ......7

2.3 ภาพที่ได้จากการหาขอบภาพแบบ Sobel......9

2.4 ภาพตัวอย่างของภาพสีต้นฉบับ และภาพที่ผ่านการแปลงพีซีเอ......11

2.5 ตัวอย่างรูปและค่าเอสเอฟเอ็ม......13

2.6 รูปแบบของนิวรอนในสมองมนุษย์......14

2.7 แบบจำลองอย่างง่ายของ McCulloch-Putts......15

2.8 แบบจำลองของประสาทเทียมอย่างง่าย......16

2.9 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)......17

2.10 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)......18

2.11 ตัวอย่างเครือข่ายประสาทเทียมหลายระดับชั้น......19

2.12 รูปแบบโครงข่ายประสาทแบบส่งค่ากลับ......19

2.13 กราฟที่ได้จากฟังก์ชั่นล็อกซิกมอยด์......23

3.1 ภาพโดยรวมของขั้นตอนการทำงาน......26

3.2 ตัวอย่างภาพที่จัดเก็บจากค่าสมดุลขาวที่แตกต่างกัน......28

3.3 ตัวอย่างสเปรย์เคลือบด้านวัตถุ......28

3.4 หินธรรมชาติก่อนและหลังการใช้สเปรย์ลดการสะท้อน......29

3.5 ตัวอย่างการใช้ฟิลเตอร์ซีพีแอล......30

3.6 ภาพตัวอย่างการแปลงพีซีเอและการนำไปใช้......32

3.7 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม......34

4.1 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า F norm......43

4.2 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า L1 norm......44

4.3 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า Variance......45

4.4 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า เอสเอฟเอ็ม......46

4.5 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนภาพที่ได้จากพีซีเอค่าไอเกนสูงสุด......47

4.6 กราฟที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนต่ำสุด......53

4.7 กราฟระหว่างเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดและต่ำสุด......54

4.8 กราฟเวคเตอร์ไอเกนค่าแรก......55

4.9 กราฟเวคเตอร์ไอเกนค่าที่สอง......56

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.10 กราฟเวคเตอร์ไอเกนค่าที่สาม.....56

4.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนโหนดและข้อมูลที่รู้จำผิดพลาดของชั้นซ่อนที่ 1.....59

4.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนโหนดและข้อมูลที่รู้จำผิดพลาดของชั้นซ่อนที่ 2.....61

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เนื่องจากปัจจุบัน ความต้องการในการใช้หินตกแต่งชนิดต่างๆ เช่น หินอ่อน หินแกรนิต หินทราย มีความเติบโตสูงขึ้น ส่งผลให้การผลิตหรือแปรรูปหินธรรมชาติเหล่านั้นให้สามารถนำมาใช้งานในการประดับตกแต่งได้นั้นเติบโตขึ้นตาม แต่เนื่องในปัจจุบัน เครื่องจักรในโรงงานอุตสาหกรรมผลิตหินเหล่านั้น ยังไม่สามารถแยกแยะหรือวิเคราะห์ใดๆ เกี่ยวกับหินธรรมชาติที่ได้มา จึงมีความจำเป็นที่จะต้องใช้คนเพื่อแยกแยะชนิดหรือกำหนดคุณภาพของหินที่ได้จากเครื่องจักรแต่ละเครื่อง แต่เนื่องด้วยสภาวะแวดล้อมภายในโรงงานหรือบริเวณเครื่องจักรที่ใช้ในการแปรรูปหินจากธรรมชาติ มีมลภาวะทางอากาศที่สูง อันได้แก่ มลภาวะของฝุ่นที่เกิดจากการขัดลอกผิวหน้าของหิน และเสียงของเครื่องจักร ซึ่งมลภาวะเหล่านี้ล้วนแล้วแต่เป็นอันตรายกับผู้ที่ทำงานในบริเวณนั้นๆ นอกจากนั้น เครื่องจักรเหล่านี้เป็นเครื่องจักรมีกำลังสูงและมีการเคลื่อนไหวอยู่ตลอดเวลาส่งผลให้สามารถเกิดอุบัติเหตุระหว่างการทำงานได้โดยง่าย นอกจากนั้นรูปแบบของหินธรรมชาติที่มีรูปแบบของลวดลายที่ไม่แน่นอน ส่งผลให้การวิเคราะห์หรือแยกแยะชนิดหินนั้นกระทำได้ยากและต้องมีความชำนาญจึงจะสามารถแยกแยะได้ถูกต้อง

ดังนั้นจึงมีแนวคิดที่จะหาวิธีที่จะสามารถแยกแยะรูปแบบที่ไม่แน่นอนของหินธรรมชาติเหล่านั้นอย่างมีประสิทธิภาพและความถูกต้องแม่นยำเพื่อให้สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับอุปกรณ์หรือเครื่องมือเพื่อใช้ในการติดตั้งหรือประกอบกับเครื่องจักรภายในโรงงานอุตสาหกรรมทางด้านหินตกแต่ง เพื่อช่วยในการยกระดับความปลอดภัยของผู้ที่ทำงานอยู่ภายในโรงงาน อีกทั้งเพื่อลดความเสี่ยงทางด้านสุขภาพที่เกิดจากการทำงานอยู่ภายในสภาวะแวดล้อมหรือบริเวณเครื่องจักรที่อยู่ในโรงงาน นอกจากนั้นยังทำให้การแยกแยะหรือการระบุชนิดของหินธรรมชาติ มีความถูกต้องและแม่นยำที่สูงขึ้นอีกด้วย

1.2 วิธีการแบ่งแยกพื้นผิวที่มีอยู่เดิมดีหรือไม่

เนื่องจากลักษณะเฉพาะของหินธรรมชาติซึ่งมีความไม่แน่นอนของพื้นผิวสูง ส่งผลให้ภาพที่ได้จากพื้นผิวของหินธรรมชาติ แม้ว่าจะเป็นหินชนิดเดียวกัน ก็มีความแตกต่างกันค่อนข้างสูง วิธีต่างๆ ที่นิยมนำมาใช้งานในด้านการแยกแยะพื้นผิวนั้น มักจะนำไปใช้งานร่วมกับพื้นผิวที่มีความซ้ำซ้อนและเป็นรูปแบบที่มีลักษณะซ้ำๆ กันภายในภาพ เช่น กลุ่มภาพพื้นผิวของโบรดาทซ์ (Brodatz) ซึ่งรูปของโบรดาทซ์นั้นจะเป็นรูปแบบที่มีความซ้ำซ้อนและอยู่ในลักษณะที่เกิดซ้ำๆ กัน

ทำให้วิธีการที่สามารถใช้กับพื้นผิวที่มีความซ้ำซ้อนคล้ายคลึงกับพื้นผิวของโบรดาทซ์นั้น ไม่สามารถใช้กับภาพที่ได้จากพื้นผิวของหินธรรมชาติได้อย่างดีหรือมีประสิทธิภาพ ส่วนวิธีอื่นๆ ที่มีนิยมใช้อีกวิธีก็คือการใช้เมตริกซ์เกิดร่วม (Co-occurrence matrix) โดยการหาเมตริกซ์ร่วมแล้วมาทำการหาค่าทางสถิติ หรือวิธีการหาลักษณะเด่นจากการหาสเป็กตรัมของพื้นผิวย่อยๆ หรือการใช้ตัวกรองเกเบอร์และการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งวิธีเหล่านั้นมีความซับซ้อนและต้องมีการประมวลที่ใช้เวลามากเพื่อให้สามารถดึงลักษณะเด่นของภาพพื้นผิวออกมาได้ ส่วนวิธีในการดึงลักษณะเด่นที่สามารถดึงลักษณะเด่นได้เร็ว เช่น การหาค่าความแปรปรวน,แอลหนึ่งนอร์ม (L1-norm) และเอฟนอร์ม (F-norm) ที่นิยมใช้ในการดึงลักษณะเด่นของพื้นผิวทั่วไปนั้น ก็ไม่สามารถนำมาใช้งานร่วมกับพื้นผิวของหินธรรมชาติได้

1.3 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มุ่งเน้นที่จะศึกษาถึงวิธีการหรือกระบวนการที่สามารถนำมาใช้ในการแยกแยะรูปที่ได้จากผิวของหินธรรมชาติ โดยจากลักษณะทางธรรมชาติของหินธรรมชาตินั้นจะมีลักษณะที่คล้ายคลึงกันในกรณีที่เป็นหินชนิดเดียวกัน แต่เนื่องจากความเป็นธรรมชาติของหินนั้นจึงส่งผลให้ลักษณะของพื้นผิวนั้นไม่เหมือนกันทั้งหมด และมีความหลากหลายของลักษณะพื้นผิว วิธีการที่จะสามารถนำมาใช้นั้น จะต้องสามารถแยกแยะหินธรรมชาติเหล่านั้นออกเป็นชนิดต่างๆได้

1.4 สมมติฐานของการศึกษา

จากการศึกษารวบรวมตลอดจนทำการวิจัยเบื้องต้นพบว่าลักษณะโดยธรรมชาติของหินชนิดต่างๆ ที่นำมาใช้ในการตกแต่งอาคารบ้านเรือนนั้น มีความหลากหลายในด้านรูปแบบของลายและพื้นผิว แต่เมื่อพิจารณารูปถ่ายเหล่านั้นแล้ว จะพบว่ามีความแตกต่างกันในหินแต่ละชนิดซึ่งลักษณะที่แตกต่างกันนั้น มีทั้งในส่วนของสีและส่วนของลวดลาย แต่ก็มีหินธรรมชาติบางชนิด ที่มีทั้งสีและลายที่ใกล้เคียงกัน ความแตกต่างเหล่านี้ส่งผลให้วิธีการทางสถิติโดยทั่วๆ ไปนั้นไม่สามารถนำมาใช้งานร่วมกันกับภาพถ่ายของหินธรรมชาติเหล่านี้ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น จึงต้องทำการประยุกต์และทำการทดสอบวิธีที่จะสามารถแยกแยะความแตกต่างพื้นฐานของหินธรรมชาติ เช่น ขนาดของเม็ดแร่ที่ประกอบขึ้นเป็นหินชนิดนั้นๆ ลักษณะการจัดเรียงหรือวางตัวของลวดลายที่อยู่ภายในเนื้อหิน เป็นต้น จากลักษณะลวดลายหรือเนื้อหินนั้น สามารถแบ่งหินธรรมชาติออกเป็นกลุ่มใหญ่ๆ ได้ 2 กลุ่ม คือกลุ่มที่มีลวดลายหรือเม็ดหิน และกลุ่มที่มีลักษณะเนื้อหินเป็นเนื้อเดียวกัน ในส่วนของกลุ่มที่มีลวดลายหรือเม็ดหินนั้น การที่จะบุถึงความแตกต่างของหินแต่ละชนิดนั้น ก็คือการแยกแยะขนาดของเม็ดในเนื้อหิน หรือการแยกแยะการวางตัวของลาย วิธีการที่สามารถ

แยกแยะความแตกต่างทางธรรมชาติของหินดังกล่าวข้างต้นได้ ก็จะสามารถแยกแยะชนิดของหินแต่ละชนิดได้

ในงานวิจัยนี้จะเป็นการนำเอาความรู้เรื่องการวิเคราะห์ส่วนประกอบหลัก (Principle Component Analysis) หรือพีซีเอ (PCA) เพื่อใช้ในการดึงเอาลักษณะเด่นพร้อมกับลดขนาดของข้อมูลภาพ แล้วจึงแยกแยะลักษณะจากสีของภาพโดยพิจารณาจากค่าไอเกนที่ได้จากการแปลงพีซีเอ เมื่อได้ข้อมูลภาพที่ผ่านการลดขนาดมิติแล้ว ก็นำข้อมูลภาพที่ได้นั้น ไปทำการหาค่าการวัดเชิงปริภูมิความถี่(Spatial Frequency Measurement) หรือ เอสเอฟเอ็ม (SFM) เพื่อใช้ค่าที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มนี้เป็นคุณลักษณะเด่น เพื่อนำไประบุถึงชนิดของพื้นผิวหินในขั้นตอนต่อไป

1.5 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

ทฤษฎีการแปลงพีซีเอที่นำมาใช้ในการทดลองนี้ เป็นรูปแบบการแปลงค่าเพื่อลดขนาดมิติของข้อมูลซึ่งในงานวิจัย ข้อมูลนั้นก็คือภาพถ่ายของพื้นผิวของหินธรรมชาตินั่นเอง นอกจากความสามารถในการลดขนาดมิติแล้ว ทฤษฎีพีซีเอนั้นยังสามารถดึงเอาคุณลักษณะเด่นออกมาจากข้อมูลได้อีกด้วย ในส่วนของการนำเอาทฤษฎีเอสเอฟเอ็มมาประยุกต์ใช้กับการแยกแยะพื้นผิวของหินธรรมชาตินั้น ก็เนื่องมาจากเอสเอฟเอ็มเป็นการหาค่าความถี่ในการเปลี่ยนแปลงของค่าภายในข้อมูลภาพ ซึ่งถ้าทำการปรับปรุงเอสเอฟเอ็มนี้ก็น่าจะสามารถนำไปใช้ในการตรวจหาขนาดของลายหรือแยกแยะลักษณะของลายหินธรรมชาติได้ นอกจากนั้นในขั้นตอนการแปลงพีซีเอก็จะให้ค่าเวคเตอร์เวคเตอร์ซึ่งให้ผลที่แตกต่างกันในหินต่างชนิดและใกล้เคียงกันในหินชนิดเดียวกัน โดยจะใช้ค่าเวคเตอร์ไอเกนนี้เป็นลักษณะเด่นในการแยกแยะชนิดของหินธรรมชาติ

ในขั้นตอนการแยกแยะชนิดของหินธรรมชาตินั้น เนื่องจากคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถแยกแยะข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงใช้ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม ในการแยกแยะชนิดของหิน

1.6 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการศึกษาและทำการทดลองเพื่อหาวิธีการที่เหมาะสมที่จะสามารถแยกแยะภาพถ่ายของหินธรรมชาติชนิดต่างๆ ทั้งสิ้น 26 ชนิดได้ มาทำการแยกแยะ ดึงลักษณะเด่นพร้อมๆ กับลดขนาดมิติของภาพต้นฉบับที่ทำการจัดเก็บรวบรวม ด้วยวิธีการวิเคราะห์ส่วนประกอบหลัก (Principle Component Analysis) จากนั้นทำการหาคุณลักษณะเด่นของหินแต่ละชนิดด้วยวิธีการต่างๆ แล้วทำการเลือกเอาวิธีการดึงลักษณะเด่นที่มีประสิทธิภาพในการแยกแยะมาใช้งาน จากนั้นนำทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในขั้นตอนการรู้จำ เพื่อทำการระบุชนิดของหินธรรมชาติที่นำมาใช้ในงานวิจัย

1.7 ขั้นตอนของการศึกษา

1. ทำการศึกษาค้นคว้าตลอดจนรวบรวมเอกสารและข้อมูลต่างๆที่คาดว่าจะเป็นประโยชน์และเกี่ยวข้องกับงานวิจัย
2. ทำการค้นหารูปแบบของพื้นผิวที่นิยมใช้ในการวิจัย
3. ทำการเก็บรวบรวมภาพถ่ายของพื้นผิวของหินธรรมชาติที่จะนำมาใช้ในการวิจัยเบื้องต้น
4. ทำการทดสอบวิธีการต่างๆ ที่ได้จากการค้นคว้าร่วมกับภาพต่างๆ ที่รวบรวมมา
5. ศึกษาความเป็นไปได้ของวิธีต่างๆ และทำการปรับแต่งเพื่อให้ได้ผลลัพธ์และประสิทธิภาพที่ตรงตามความต้องการ
6. ทำการทดสอบและปรับแต่งวิธีการที่ใช้
7. สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง
8. เรียบเรียงวิทยานิพนธ์

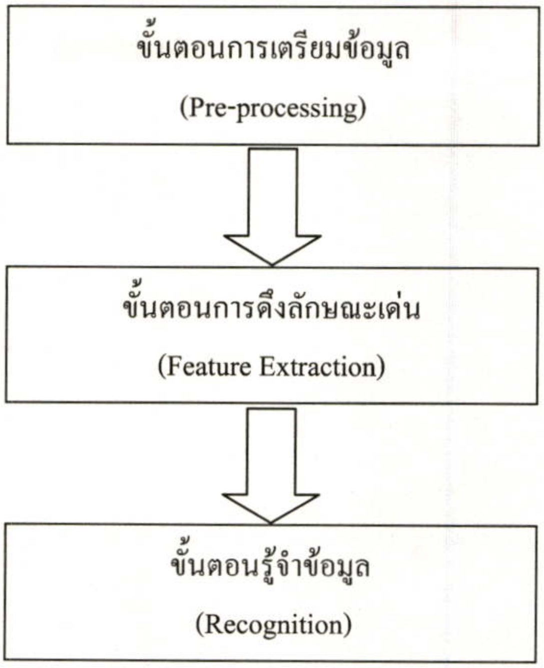
บทที่ 2

ทฤษฎีและหลักการ

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีและหลักการในการสร้างระบบรู้จำรูปแบบตลอดจนหลักการพื้นฐานซึ่งจะถูกนำไปใช้ในบทต่อๆ ไป เนื้อหาจะถูกแบ่งออกเป็น 4 หัวข้อ ดังนี้ ความรู้พื้นฐานในระบบการรู้จำรูปแบบ ทฤษฎีที่ใช้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ทฤษฎีที่ใช้ในขั้นตอนการดึงลักษณะเด่น และทฤษฎีที่ใช้ในขั้นตอนการรู้จำข้อมูล

2.1 ความรู้พื้นฐานในระบบการรู้จำรูปแบบ

การรู้จำรูปแบบโดยทั่วไปจะประกอบด้วยขั้นตอนหลักๆ 3 ขั้นตอนด้วยกัน ขั้นตอนแรกเรียกว่าขั้นตอนการเตรียมข้อมูล (Pre-processing) ขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนที่กระทำเป็นขั้นตอนแรกภายหลังจากที่ได้ทำการจัดเก็บข้อมูลภาพและทำการปรับปรุงหรือเตรียมข้อมูลเพื่อให้ส่วนถัดไปของระบบการรู้จำสามารถดึงลักษณะเด่นของข้อมูลแต่ละกลุ่มเพื่อให้สามารถแยกแยะข้อมูลแต่ละกลุ่มให้ได้ดีที่สุด ขั้นตอนที่สองจะเป็นขั้นตอนการดึงลักษณะเด่นของข้อมูลแต่ละกลุ่ม (Feature Extraction) ขั้นตอนนี้จะนำเอาหลักการต่างๆ มาใช้งานกับข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลแล้ว เพื่อให้สามารถหาลักษณะเด่นของข้อมูลแต่ละกลุ่มที่สามารถแยกข้อมูลแต่ละกลุ่มออกจากการกันได้ ลักษณะเด่นของแต่ละระบบอาจจะมีมากกว่าหนึ่งตัวขึ้นอยู่กับระบบว่าจะสามารถแยกแยะข้อมูลแต่ละกลุ่มได้จากลักษณะเด่นกี่ชนิดและลักษณะเด่นนั้นมีประสิทธิภาพที่สามารถแยกข้อมูลแต่ละกลุ่มออกจากกันได้มากเพียงใด เมื่อดึงลักษณะเด่นของข้อมูลแต่ละข้อมูลได้แล้วก็จะเข้าสู่ขั้นตอนการแยกแยะหรือการรู้จำข้อมูล (Recognition) ในขั้นตอนนี้จะเป็นการระบุว่าข้อมูลนั้นจัดอยู่ในกลุ่มใดจากลักษณะเด่นที่ได้มาจากขั้นตอนที่แล้ว การรู้จำข้อมูลสามารถกระทำได้หลายวิธี เช่น การแยกแยะแบบยูคลีเดี้ยนดิสแทนส์ การแยกแยะแบบเชิงเส้น และการใช้ทฤษฎีปัญญาประดิษฐ์ เป็นต้น



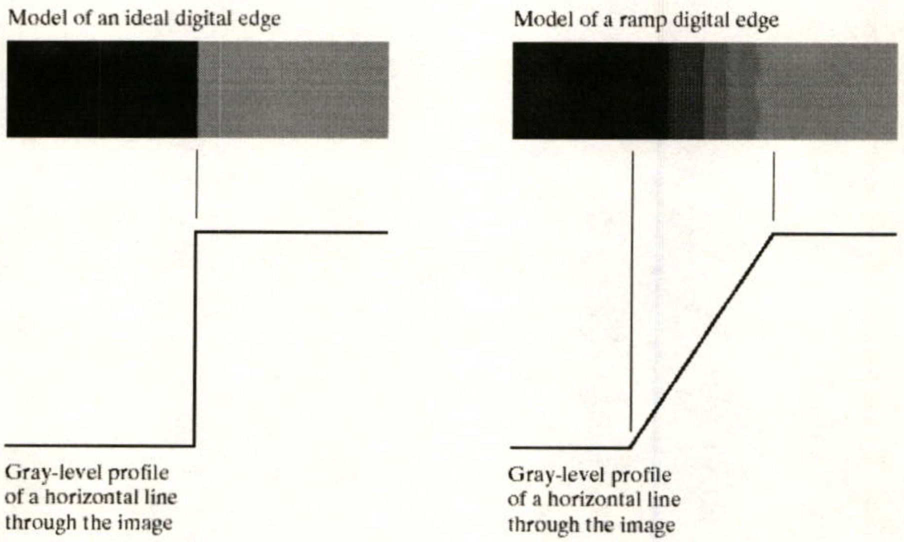
รูปที่ 2.1 ขั้นตอนในการทำงานของระบบรู้จำโดยทั่วไป

2.2 ทฤษฎีที่ใช้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

ประกอบด้วยทฤษฎีต่างๆ ที่ช่วยให้ภาพมีความเหมาะสมกับขั้นตอนการดึงลักษณะเด่นของข้อมูล โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำทฤษฎีการหาขอบภาพ และทฤษฎีพีซีเอมาใช้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

2.2.1 การตรวจหาขอบภาพ (Edge Detection)

การหาขอบภาพคือการหาเส้นที่อยู่โดยรอบวัตถุที่อยู่ภายในภาพ ซึ่งเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของค่าความสว่างอย่างชัดเจน ซึ่งการเปลี่ยนแปลงนี้อาจเป็นผลอันเนื่องมาจากการเปลี่ยนพื้นผิว การเปลี่ยนความลึกตื้นของวัตถุภาพในภาพ หรือความแตกต่างของสีภายในภาพ เพื่อนำภาพขอบที่ได้นั้นไปทำการประมวลผลในด้านต่างๆ เช่น การหาขนาดพื้นที่ของวัตถุ การลดสัญญาณรบกวน การเพิ่มความคมชัดของภาพ การรู้จำวัตถุ เป็นต้น การตรวจหาขอบภาพนั้นสามารถกระทำได้หลายวิธี ซึ่งแต่ละวิธีก็มีข้อดีข้อเสีย และผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน ดังรูปที่ 2.2 เป็นภาพของขอบภาพ 2 ลักษณะ ภาพทางซ้ายเป็นลักษณะของขอบภาพที่เกิดจากการเปลี่ยนค่าความเข้มแสงอย่างฉับพลัน ภาพทางด้านขวาเป็นภาพของขอบภาพที่เกิดจากการเปลี่ยนค่าความเข้มแสงทีละน้อย



รูปที่ 2.2 ภาพตัวอย่างขอบภาพ

วิธีการตรวจหาขอบภาพ

วิธีในการหาขอบภาพเบื้องต้นก็คือการหาขอบที่เป็นผลลัพธ์จากการหาผลต่างระหว่างจุดข้างเคียง ดังสมการ

$$Y_{diff}(x,y) = I(x,y) - I(x,y+1) \tag{2.1}$$

ค่าของ Y_{diff} คือค่าความแตกต่างระหว่างจุดข้างเคียงในแนวตั้ง และค่า I คือค่าความเข้มแสง ผลจากการใช้สมการดังกล่าวในการหาขอบนั้นจะได้ค่าเหมือนกับการคอนโวลูชั่นด้วยเทมเพลต

$$\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

และเมื่อต้องการหาขอบในแนวแกนนอนก็จะสามารถหาได้ดังนี้

$$X_{diff}(x,y) = I(x,y) - I(x-1,y) \tag{2.2}$$

ค่าของ X_{diff} คือค่าความแตกต่างระหว่างจุดข้างเคียงในแนวนอน ซึ่งจะได้ผลเดียวกับการคอนโวลูชั่นด้วยเทมเพลต

$$\begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$$

โดยทั่วไปแล้วจะต้องทำการรวมขอบภาพในแนวตั้งและแนวนอนเข้าด้วยกัน เพื่อให้ได้ภาพของขอบภาพและเนื่องจากการหาขอบภาพในแนวตั้งและแนวนอนอาจส่งผลให้ได้ค่าทั้งทางบวก และทางลบ ซึ่งเมื่อนำมาบวกกันอาจทำให้เกิดการหักล้างกัน การรวมขอบภาพนั้นเรียกว่า การหา แมกนีจูดเกรเดี้ยน (Magnitude Gradient) ซึ่งเป็นค่าสัมบูรณ์หรือค่ายกกำลังสองของค่าขอบภาพทั้งแกนตั้งและแกนนอนมารวมกัน

นอกจากการหาขอบของภาพแล้ว การหาทิศทางของขอบภาพจะสามารถหาได้จากสมการ

$$GD(x,y) = \tan^{-1}\left\{\frac{Y_{diff}(x,y)}{X_{diff}(x,y)}\right\} \tag{2.3}$$

โดยที่ $GD(x,y)$ คือทิศทางของขอบภาพที่ (x,y)

วิธีการหาขอบภาพดังกล่าวนั้นเป็นวิธีเบื้องต้นของการหาขอบภาพซึ่งไม่ได้นำค่าความเข้มแสงของบริเวณที่หาขอบภาพมาคำนวณ โดยทั่วๆ ไปแล้วลักษณะของขอบภาพจะเป็นลักษณะของความเข้มแสงที่เปลี่ยนแปลงทั้งแบบทันทีและแบบค่อยๆ เปลี่ยนแปลง ซึ่งจำเป็นต้องใช้วิธีการหาขอบภาพที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

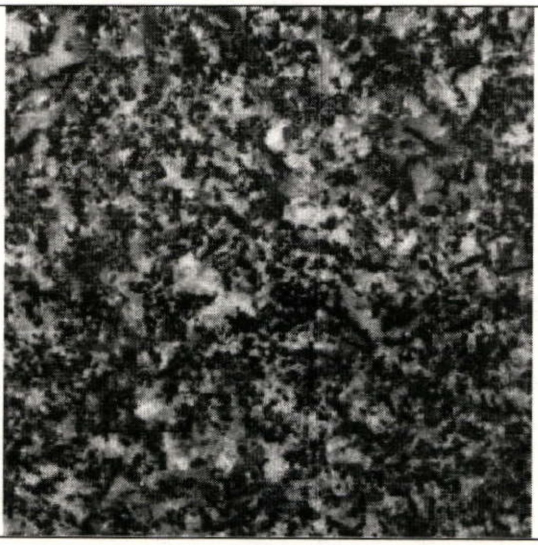
การที่จะหาขอบภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ จำเป็นต้องหาหน้ากาก (Mask) ที่สามารถดึงเอาขอบของภาพออกมาได้อย่างครบถ้วน ซึ่งหน้ากากเบื้องต้นที่สามารถหาขอบภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพก็คือหน้ากากชนิดโซเบล (Sobel)

วิธีการหาขอบภาพแบบโซเบล (Sobel Edge Detection)

วิธีการหาขอบแบบโซเบลนั้นจะเป็นการนำเอาหน้ากากขนาด 3x3 ไปทำการคอนโวลูชั่นกับภาพเพื่อให้ได้ภาพของขอบภาพ ซึ่งหน้ากากของโซเบลจะมีลักษณะดังต่อไปนี้

ขอบในแนวตั้งจะได้จากหน้ากาก $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

ขอบในแนวนอนจะได้จากหน้ากาก $\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

ภาพต้นฉบับ	**ภาพของขอบภาพแบบ Sobel**
	

รูปที่ 2.3 ภาพที่ได้จากการหาขอบภาพแบบ Sobel

2.2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis)

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักหรือการแปลงพีซีเอเป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่ทำการแปลงข้อมูลจากระบบพิกัดเดิมให้อยู่ในระบบพิกัดใหม่โดยอาศัยการแปลงแบบเชิงเส้น ซึ่งแกนหลักของระบบพิกัดใหม่นั้นคือแกนที่อยู่บนแนวเส้นตรงที่ข้อมูลมีการกระจายตัวหรือความแปรปรวนสูงสุด จากนั้นจะทำการฉายเงาของข้อมูลลงบนแกนต่างๆของระบบพิกัดแบบใหม่ ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการฉายเงาบนแกนต่างๆดังกล่าวจะเรียกว่า “องค์ประกอบหลัก (Principle components)” โดยองค์ประกอบหลักที่หนึ่งจะสามารถหาได้จากการฉายเงาลงบนแกนหลัก ซึ่งจะเป็นส่วนของข้อมูลที่มากที่สุดที่เป็นไปได้ที่ไม่สัมพันธ์กับองค์ประกอบอื่นๆนั่นเอง ซึ่งขั้นตอนในการแปลงพีซีเอมีดังนี้

1. นำข้อมูลในแต่ละแกนมาเขียนให้อยู่ในรูปเมตริกซ์โดยให้ข้อมูลบนแกนเดียวกันอยู่ในหลักเดียวกันซึ่งจะได้เป็น

$$A_{m\times n} = \left[a_{ij} \right]_{m\times n} \tag{2.4}$$

โดยที่ m คือจำนวนข้อมูลบนแกนเดียวกัน

และ n คือจำนวนแกนของข้อมูล

2. ทำการหาเมตริกซ์สหสัมพันธ์ตามขั้นตอนต่อไปนี้
   a. ทำการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแต่ละหลัก

$$mean_j = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} a_{ij} \tag{2.5}$$

b. นำเอาค่าเฉลี่ยที่ได้ไปลบออกจากข้อมูลเดิมในหลักเดียวกัน

$$C = [a_{ij} - mean_j]_{m \times n} \tag{2.6}$$

c. หาเมตริกซ์สหสัมพันธ์ดังสมการ

$$Covarince\ matrix = B = C \times C^t \tag{2.7}$$

3. ทำการหาค่าไอเกน (λ) และ เวคเตอร์ไอเกน $(\bar{v})$ ซึ่งเป็นค่าที่ทำให้สมการต่อไปนี้เป็นจริง

$$A\bar{v} = \lambda\bar{v} \tag{2.8}$$

โดยทำการหาค่าไอเกนที่ทำให้สมการดังต่อไปนี้เป็นจริง

$$A - \lambda I = 0 \tag{2.9}$$

และแทนค่าไอเกนที่ได้เพื่อหาเวคเตอร์ไอเกนตามสมการ

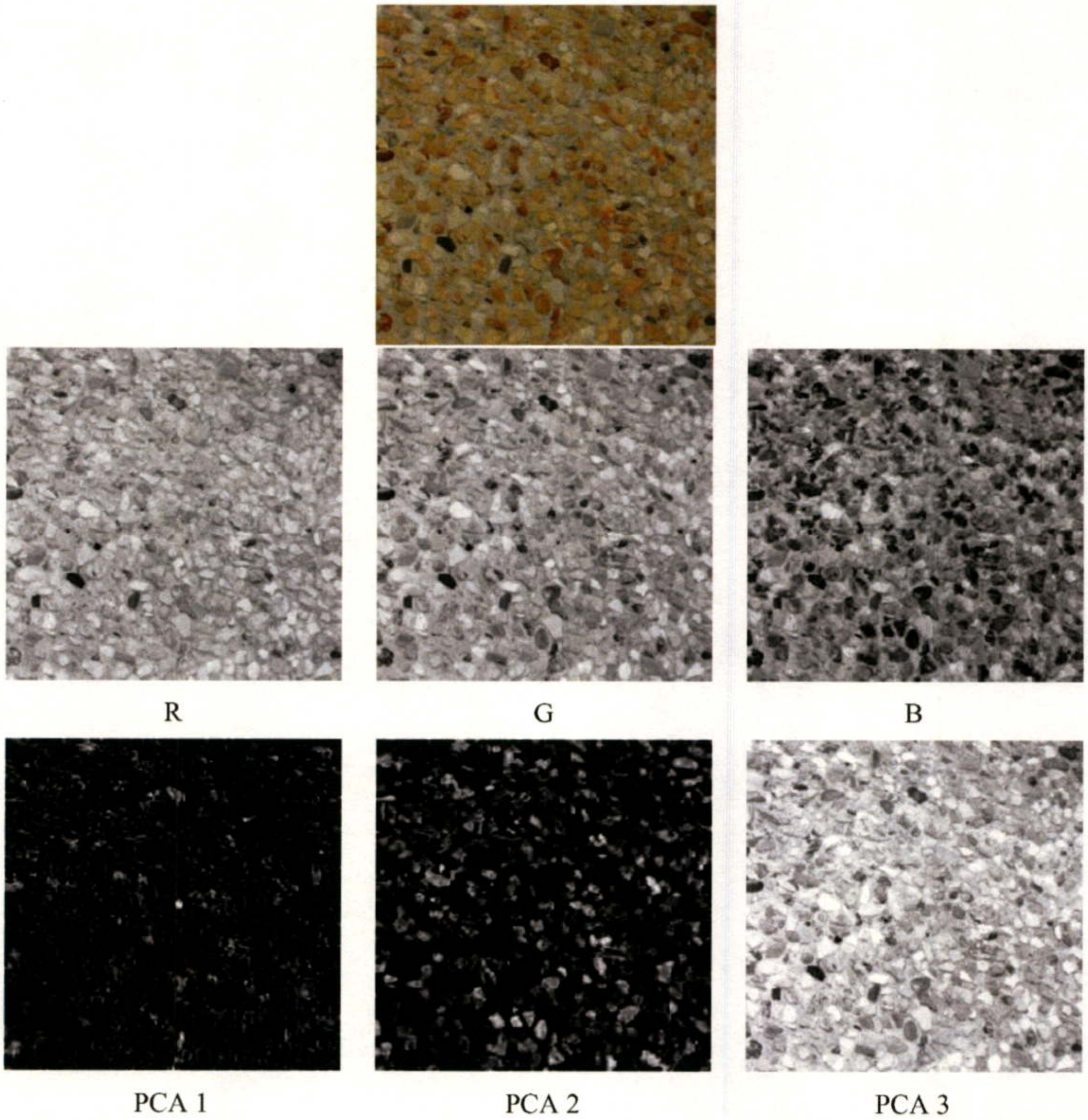
$$A\bar{v} = \lambda\bar{v} \tag{2.10}$$

4. เมื่อได้ค่าไอเกนและเวคเตอร์ไอเกนแล้วนำเวคเตอร์ไอเกนไปคูณกับ $A_{m \times n}$ ก็จะได้องค์ประกอบหลักลำดับที่ $j\ (Principle\ component_j)_{m \times 1}$ ดังนี้

$$(Principle\ component_j)_{m \times 1} = A \times \bar{v}_j \tag{2.11}$$

ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะอาศัยการแปลงพีซีเอมาประยุกต์ใช้ในการลดขนาดมิติของข้อมูล ซึ่งข้อดีของการใช้การแปลงงพีซีเอเพื่อการลดขนาดมิติของข้อมูลนั้นนอกจากจะเป็นการลด

ความซับซ้อนในการคำนวณลงแล้วยังสามารถทำให้สามารถแยกแยะภาพหินแต่ละชนิดได้ดีขึ้น เนื่องจากการแปลงพีซีเอสามารถทำให้ได้รายละเอียดของข้อมูลภาพแยกจากกันอย่างเด่นชัด



รูปที่ 2.4 ภาพตัวอย่างของภาพสีต้นฉบับ และภาพที่ผ่านการแปลงพีซีเอ

หลังจากทำการหาค่าไอเกนได้แล้วก็จะทำการเลือกค่าไอเกนที่มีค่าสูงสุดเพื่อใช้แทนข้อมูล แล้วให้เวคเตอร์ไอเกนของค่าไอเกนอื่นๆ เป็นศูนย์จากนั้นทำการย้อนกลับเพื่อนำค่าไอเกนและเวกเตอร์ไอเกนกลับไปสร้างภาพต้นฉบับซึ่งจะเหลือมิติเพียงมิติเดียว

2.3 ทฤษฎีที่ใช้ในการดึงลักษณะเด่น

รูปแบบของการแยกแยะพื้นผิว

การแยกแยะพื้นผิวสามารถแยกได้หลายลักษณะด้วยกันแต่สามารถแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบหลักๆ คือ แยกแยะด้วยสี (Chrominance) และ แยกแยะด้วยแสงหรือค่าความสว่าง (Luminance) [7] การแยกแยะด้วยสีเป็นการแยกแยะที่ทำการหาลักษณะเด่นจากสีของพื้นผิว หรือทำการปรับเปลี่ยนแม่แบบของสีที่ใช้เพื่อให้สามารถดึงลักษณะเด่นได้ ส่วนการแยกแยะด้วยค่าแสงหรือค่าความสว่างของภาพนั้นเป็นการแยกที่คำนึงถึงลวดลายหรือค่าความสว่างของภาพในการหาลักษณะเด่นของภาพ ตัวอย่างของการแยกแยะด้วยแสงหรือค่าความสว่างก็คือการหาค่าทางสถิติจากภาพเฉดสีเทาเป็นต้น

2.3.1 สมการของค่าทางสถิติทั่วไปที่นิยมใช้กับพื้นผิวจะมีดังต่อไปนี้

วิธีการที่นิยมนำมาใช้ในดึงลักษณะเด่นจากภาพพื้นผิวต่างๆ นั้น มักจะเป็นวิธีการทางสถิติ [8] ดังสมการที่ 2.12 สมการที่ 2.13 และสมการที่ 2.14

$$\text{F-norm} = \frac{1}{mn}\left[\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\left|a_{ij}\right|^2\right]^{1/2} \tag{2.12}$$

$$\text{L1-norm} = \max_{j}\sum_{i=1}^{m}\left|a_{ij}\right| \tag{2.13}$$

$$\text{Variance} = \frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\left(I(i,j)-\overline{I}\right)^2 \tag{2.14}$$

ซึ่งผลที่ได้จากสมการดังกล่าวไม่สามารถใช้กับพื้นผิวของหินธรรมชาติได้เนื่องจากลักษณะของหินธรรมชาติที่ไม่มีความซ้ำซ้อนของลวดลายบนพื้นผิว นอกจากนั้นวิธีการอื่นๆ เช่น วิธีการใช้ลักษณะเด่นจากเมตริกซ์ร่วม (co-occurrence matrix feature) นั้นมีความซับซ้อนและใช้เวลาในการประมวลผลที่นาน เนื่องจากมีลักษณะเด่นที่ต้องทำการคำนวณ มากถึง 14 ชนิด และนอกจากนั้นแม้ว่าจะใช้ทั้ง 14 ชนิดแล้วก็ตาม ความถูกต้องในการแยกแยะก็มีเพียง 60-70% [5]

2.3.2 ทฤษฎีการหาค่าการวัดเชิงปริภูมิความถี่ (Spatial Frequency Measurement : SFM)

เอสเอฟเอ็ม [14][15] เป็นวิธีการหนึ่งซึ่งใช้ในการวัดคุณสมบัติของภาพ ทฤษฎีของการวัดเชิงปริภูมิความถี่หรือเอสเอฟเอ็ม จะมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

$$SFM = \sqrt{R^2 + C^2} \tag{2.15}$$

$$R = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=2}^{N}\left(x(m,n) - x(m,n-1)\right)^2} \qquad (2.16)$$

$$C = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=2}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left(x(m,n) - x(m-1,n)\right)^2} \qquad (2.17)$$

โดยที่ค่า R คือค่าที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างพิกเซลข้างเคียงในแนวนอนและ C คือค่าที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างพิกเซลข้างเคียงในแนวตั้ง x(m,n) แทนรูปและ m, n คือขนาดของรูปตามแนวตั้งและแนวนอนตามลำดับ

ค่าที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มในแต่ละภาพนั้น จะมีค่ามากหรือน้อยจะขึ้นอยู่กับรายละเอียดที่มีอยู่ภายในภาพ ในกรณีที่ภาพนั้นมีรายละเอียดภายในภาพมาก ค่าที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มก็จะมีค่ามาก แต่ในภาพที่มีรายละเอียดในภาพน้อยๆ หรือลักษณะของภาพเป็นลักษณะที่มีสีหรือความสว่าง เท่าๆ กันทั้งภาพ ก็จะให้ค่าเอสเอฟเอ็มน้อย ดังรูปที่ 2.5

(ก) ค่า SFM = 52.112

(ข) ค่า SFM = 29.076

(ค) ค่า SFM = 11.95

(ง) ค่า SFM = 79.695

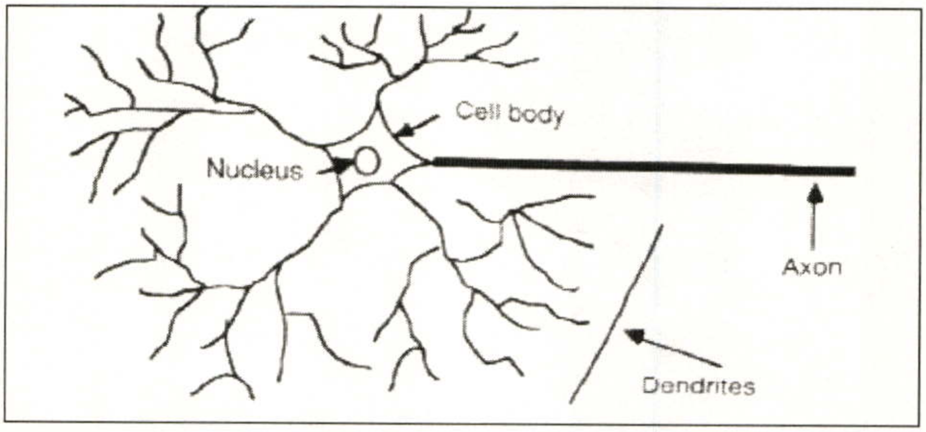
รูปที่ 2.5 ตัวอย่างรูปและค่าเอสเอฟเอ็ม

จากรูปที่ 2.5 จะแสดงให้เห็นว่า ในรูปที่มีรายละเอียดในภาพน้อย เช่นรูปที่ 5(ค) จะเห็นว่าภาพมีองค์ประกอบน้อยและมีการเปลี่ยนแปลงของรายละเอียดภายในภาพน้อย

2.4 ทฤษฎีที่ใช้ในการรู้จำข้อมูล

2.4.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

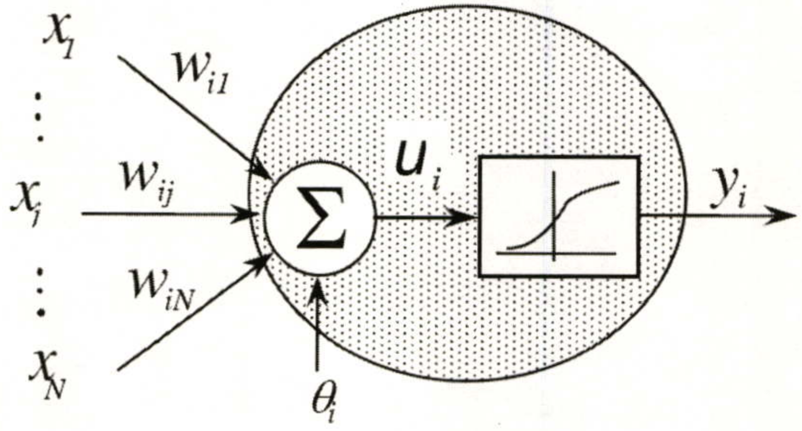
โครงข่ายประสาทเทียม คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผล โดยจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป(Pattern Recognition) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาทหรือนิวรอน (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า เดนไดรท์ (Dendrite) ซึ่งเป็นอินพุท และส่วนปลายของกระแสประสาทเรียกว่า แอคซอน (Axon) ซึ่งเป็นเหมือนเอาท์พุทของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรท์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอคซอนของเซลล์ประสาท ดังรูปที่ 2.6 เมื่อเซลล์ประสาทหลายๆ เซลล์ทำงานร่วมกันก็จะประกอบกับเป็นเครือข่ายเรียกว่าข่ายงานประสาท



รูปที่ 2.6 รูปแบบของนิวรอนในสมองมนุษย์

2.4.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท (Neuron)

จากรูปแบบของเซลล์ประสาทของมนุษย์ McCulloch-Pitts ได้เสนอแบบจำลองอย่างง่ายดังแสดงในรูป [11]



รูปที่ 2.7 แบบจำลองอย่างง่ายของ McCulloch-Pitts

$x = [x_1, x_2, ..., x_N]^T$ คือข้อมูลนำเข้าอินพุท

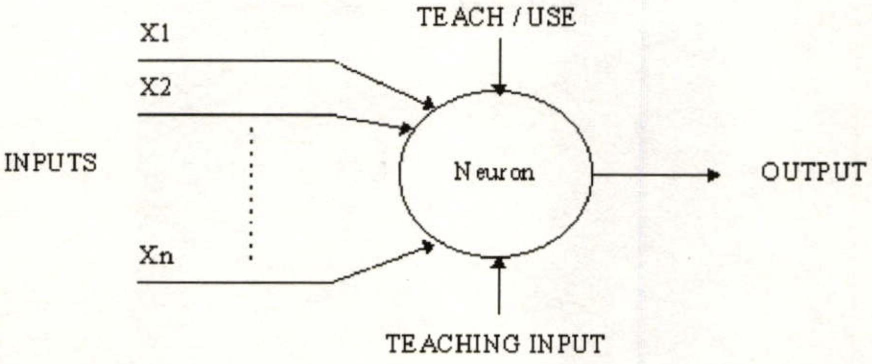
$w = [w, w, ..., w_N]^T$ คือน้ำหนักความสำคัญที่ให้กับข้อมูลอินพุท แต่ละตัว

ฟังค์ชั่นของข่ายงาน (Network Functions) คือผลรวมทั้งหมดของ ผลคูณของ ข้อมูลอินพุทกับน้ำหนักความสำคัญที่ให้กับข้อมูลอินพุทแต่ละตัวบวกกับไบแอส (biased term)
โดย ฟังค์ชั่นของข่าย(Net Functions) อาจจะสร้างจากอินพุทไปเป็นเอาท์พุทแบบเป็นเส้นตรง หรือไม่ใช่เส้นตรงก็ได้ ในที่นี้เราเรียกว่าไฮเปอร์เพลน (Hyperplane)

$$u_i = \sum_{j=1}^{N} w_{ij} x_j + \theta_i = w_i^T x + \theta_i = \begin{bmatrix} \theta_i & w_i^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

2.4.3 ประสาทเทียมอย่างง่าย

ลักษณะของประสาทเทียมนั้นจะมีลักษณะที่เหมือนกับอุปกรณ์ที่ประกอบด้วยอินพุทจำนวนมาก และมีเอาท์พุทหนึ่งจำนวน โดยที่รูปแบบการทำงานจะแบ่งออกเป็นสองรูปแบบคือรูปแบบการทำงานในช่วงการเรียนรู้ (Train) และรูปแบบการทำงานในลักษณะที่นำมาใช้งาน ในรูปแบบการทำงานช่วงเรียนรู้นั้น ประสาทเทียมจะใช้ข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทในการสอนและปรับแต่งเพื่อปรับให้อินพุทกับเอาท์พุทมีความสัมพันธ์กัน ส่วนในขั้นตอนการใช้งานประสาทเทียมจะใช้ระบบที่ได้จากการเรียนรู้เพื่อตัดสินใจว่าจากข้อมูลอินพุทที่ได้รับนั้น เอาท์พุทควรจะเป็นเช่นไร



รูปที่ 2.8 แบบของประสาทเทียมอย่างง่าย

2.4.4 หลักการการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียม

สำหรับในคอมพิวเตอร์นิวรอนประกอบด้วยอินพุทและเอาท์พุทเหมือนกัน โดยจำลองให้อินพุทแต่ละอันมีค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของอินพุทโดยนิวรอนแต่ละหน่วยจะมีค่าเทรสโชล (threshold) เป็นตัวกำหนดว่าน้ำหนักรวมของอินพุทต้องทีค่ามากเท่าใดจึงจะส่งเอาท์พุทไปยังนิวรอนตัวอื่นได้ เมื่อนำนิวรอนแต่ละหน่วยมาต่อกันให้ทำงานร่วมกันการทำงานนี้ในทางตรรกะแล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ตัวเลขและค่าถ่วงน้ำหนักต่างๆ จะถูกใช้แทนปฏิกิริยาเคมีที่เกิดขึ้นภายในสมอง

2.4.5 การออกแบบโครงข่าย

การออกแบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ทำได้โดยการจัดวางเซลประสาทเป็นชั้น ๆ แล้วออกแบบการเชื่อมต่อของเซลต่าง ๆ ภายในชั้นเดียวกันและที่อยู่ต่างชั้นกัน วางแนวทาง การรับข้อมูลเข้า และการนำผลลัพธ์ออกสู่ภายนอก ทำการสอนโครงข่ายโดยใช้ฐานข้อมูลที่ เลือกมาเป็นชุดของข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ ป้อนเข้าโครงข่ายแล้วปรับแต่งน้ำหนักของการ เชื่อมต่อของเซลต่าง ๆ ภายในโครงข่าย โดยทั่วไปแล้วจะแบ่งโครงข่ายออกเป็นสามชั้นหลักคือ ชั้นอินพุท (Input Layer) ชั้นกลางหรือชั้นซ่อน (Hidden Layer) และ ชั้นเอาท์พุท (Output Layer) โดยชั้นกลาง ชั้นขาเข้าประกอบไปด้วยเซลที่รับข้อมูลเข้าจากภายนอก ชั้นขาออกคือชั้นที่ประกอบด้วยเซลที่ส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกสู่ภายนอก ขั้นกลางประกอบด้วยเซลที่ อยู่ระหว่างสองชั้นแรกดังกล่าว

2.4.6 การเชื่อมต่อสื่อสารระหว่างชั้น

การเชื่อมต่อระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์อาจทำได้หลายแบบเช่น เชื่อมต่อสมบูรณ์แบบ (Fully connected) คือแต่ละเซลของชั้นแรกเชื่อมต่อกับทุกเซลของชั้น ถัดไป เชื่อมต่อ

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

แบบบางส่วน (Partially connected) คือไม่จำเป็นที่จะต้องเชื่อมต่อเซล ของชั้นแรกเข้ากับทุกเซลของชั้นต่อไป เชื่อมต่อแบบป้อนตรง (Feed forward) คือเซลในชั้นแรกป้อนข้อมูลให้เซลในชั้นที่สองแต่ไม่รับข้อมูลป้อนกลับมาจากชั้นที่สองนั้น และ เชื่อมต่อแบบสองทาง (Bi-directional) คือมีชุดการเชื่อมต่อไปกลับสองทางระหว่างชั้น การเชื่อมต่อแบบป้อนตรงและแบบสองทางอาจใช้การเชื่อมต่อแบบสมบูรณ์หรือบางส่วนก็ได้

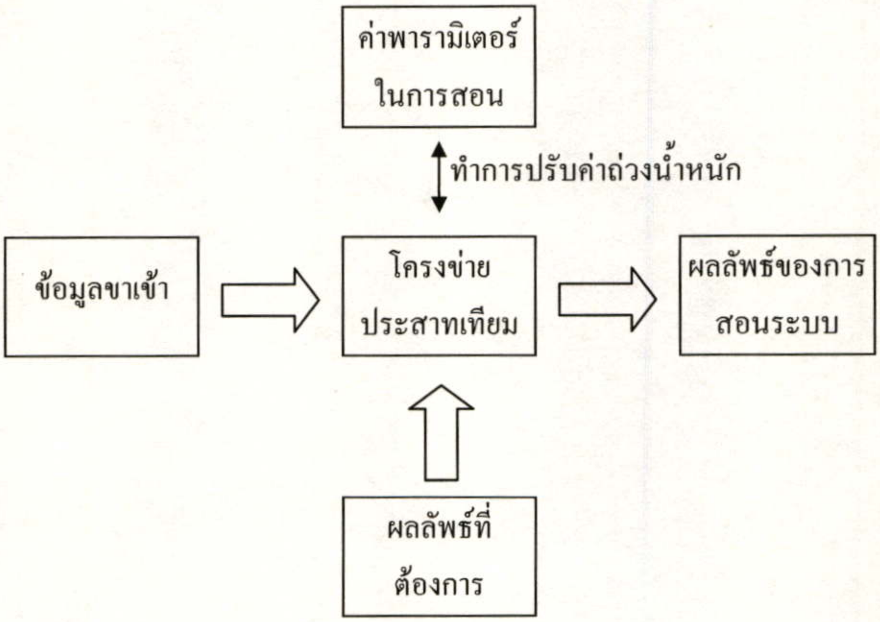
2.4.7 กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

โดยพื้นฐานแล้วมันสมองมนุษย์จะเรียนรู้จากประสบการณ์ในอดีต สำหรับโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สามารถเรียนรู้ได้ด้วยการปรับน้ำหนักของการเชื่อมต่อภายในโครงข่ายเพื่อ ให้ได้คำตอบสำหรับปัญหาใดๆ ได้ โครงข่ายที่ผ่านการเรียนรู้มาแล้วซึ่งมีน้ำหนักของการเชื่อม ต่อภายในที่เหมาะสมก็สามารถนำไปใช้กับข้อมูลจริงในชีวิตประจำวันได้ การเรียนรู้ของโครง ข่ายโดยทั่วไปมีด้วยกันสองแบบ[10]คือ

2.4.8 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาท (Neural Network)

1. การเรียนแบบมีการสอน (Supervised Learning)

เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้วงจรข่ายปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ)

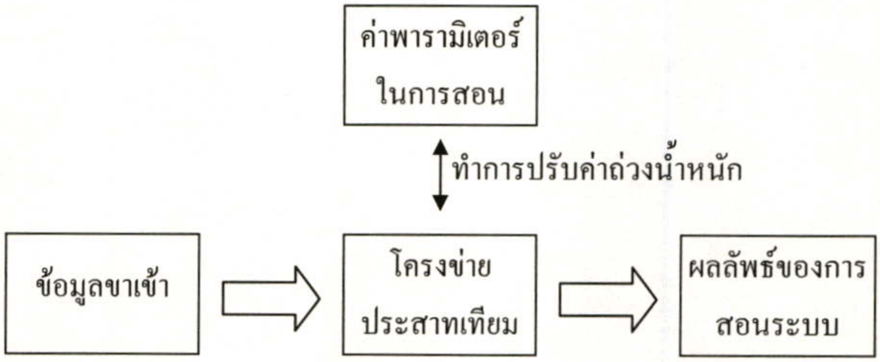


รูปที่ 2.9 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

82891

2. การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

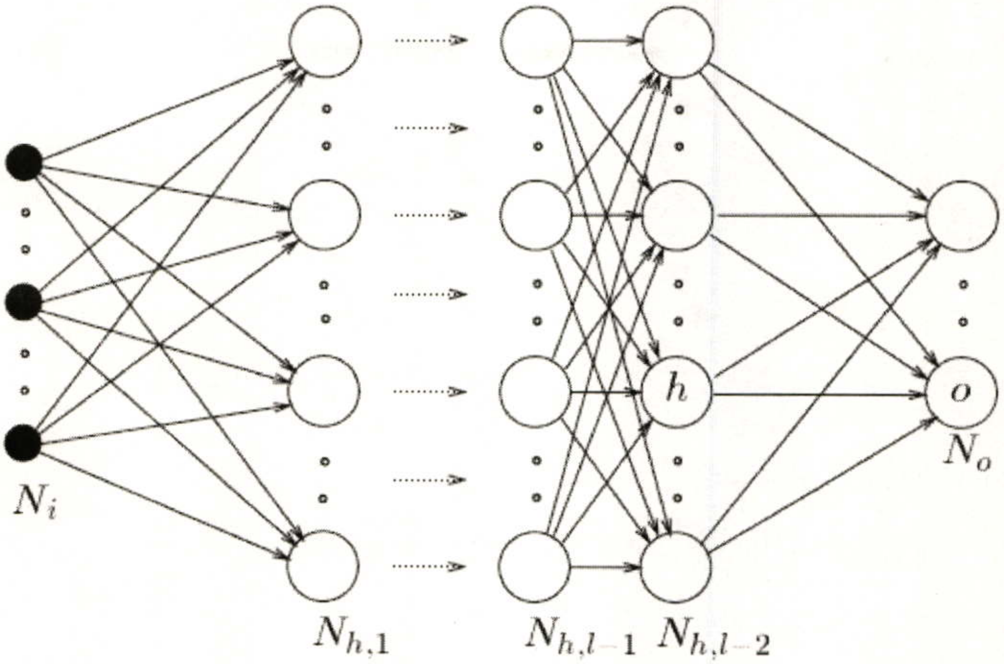
เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้ วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับมนุษย์ เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีผู้สอน)



รูปที่ 2.10 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

2.4.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็มแอลพี (Multilayer Perceptron: MLP)

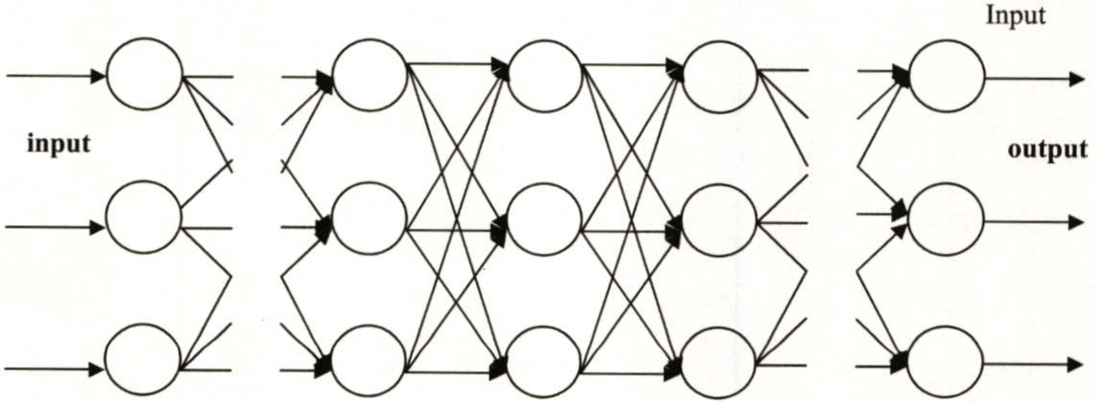
โครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็มแอลพีเป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอนและใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back propagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลอินพุท และจะส่งผ่าน จากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อ จะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (error-correction) คือผลต่างของผลตอบที่ แท้จริง (actual response) กับผลตอบเป้าหมาย (target response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (error signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการ เชื่อมต่อ ค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบเป้าหมาย



รูปที่ 2.11 ตัวอย่างเครือข่ายประสาทเทียมหลายระดับชั้น

2.4.10 อัลกอริทึมแบบส่งค่ากลับ (Back propagation Algorithm)

การส่งค่ากลับเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายใยประสาทวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ในลักษณะโครงข่ายแบบเอ็มแอลพี เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณารูปที่ 12 ประกอบ



รูปที่ 2.12 รูปแบบโครงข่ายประสาทแบบส่งค่ากลับ

2.4.11 ขั้นตอนวิธีการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation Algorithm)

การส่งค่าย้อนกลับเรียนรู้โดยกระบวนการวนซ้ำของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการฝึกฝนเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการทำนายของเครือข่ายสำหรับแต่ละค่าตัวอย่างด้วยค่าที่แท้จริง แต่สำหรับค่าตัวอย่างการ ฝึกฝนนั้น น้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับให้มีค่าเอ็มเอสอี (Mean Square Error) ที่ต่ำอยู่ระหว่างค่าที่เครือข่ายทำนายได้กับค่าจริง ซึ่งการปรับเปลี่ยนนี้เป็นการส่งค่าย้อนกลับ (Backward Pass) มาจากชั้นข้อมูลซ่อนตัวไปยังชั้นรับข้อมูล ซึ่งขั้นตอนและวิธีการส่งค่าย้อนกลับมีดังนี้ [12]

· **ขั้นตอนที่ 0**. กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น (Initialize the weights)

เป็นการกำหนดค่าน้ำหนักเชื่อมต่อในเครือข่ายให้มีค่าน้อยๆ หรืออาจเกิดจากการสุ่มเป็นค่าตัวเลขที่มีค่าต่ำๆ (-1.0 ถึง +1.0 หรือ –0.5 ถึง +0.5)

· **ขั้นตอนที่ 1**.เป็นขั้นตอนที่มีการวนลูปการทำงานระหว่างขั้นตอน ที่ 2 ถึงขั้นตอนที่ 9

เป็นขั้นตอนที่จะตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดการทำงานหากเงื่อนไขไม่ถูกต้องจะดำเนินตามขั้นตอนที่ 2-9 ต่อไป

· **ขั้นตอนที่ 2**. ขั้นตอนการสอน (ระหว่างขั้นตอนที่ 3 ถึงขั้นตอนที่ 9)

เป็นขั้นตอนกระบวนการฝึกฝนเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ ซึ่งประกอบด้วย 3 ส่วนหลักคือส่งไปข้างหน้า (Feedforward ระหว่างขั้นตอนที่ 3 ถึงขั้นตอนที่ 5) การส่งกลับค่าความผิดพลาด (Backpropagation of Error ระหว่างขั้นตอนที่ 6 ถึงขั้นตอนที่ 7) และปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส (Update weight and biase ในขั้นตอนที่ 8)

· **ขั้นตอนที่ 3.** ขั้นตอนการรับสัญญาณอินพุท (Receives input signal)

เป็นการรับสัญญาณอินพุตเข้ามาในแต่ละโหนดอินพุทและส่งผ่านไปยังทุกๆ โหนดในชั้นถัดไป(ชั้นซ่อน)

· **ขั้นตอนที่ 4.** คำนวณผลรวมน้ำหนักและค่าอินพุตที่รับเข้ามาของชั้นซ่อนตัว

ในการคำนวณหาสัญญาณอินพุตที่นับเข้ามาในชั้นซ่อนตัวนั้นสามารถหาได้จากสมการ โดยอินพุท Lj คือ ค่าผลรวมซึ่งเป็นค่าอินพุตที่โหนดลำดับที่ j ในชั้นซ่อนตัว

$$InputLj = \sum_{i=1}^{M} X_i W_{ij} \qquad (2.19)$$

X_i คือ ค่าสัญญาณอินพุตที่ถูกส่งมายังโหนดที่ i ในชั้นรับข้อมูล

W_{ij} คือ ค่าน้ำหนักประจำตัวของอินพุตโหนดที่ j ในชั้นซ่อนตัวซึ่งเชื่อมต่อมาจากโหนดที่ i ในชั้นรับข้อมูล

จากนั้นทำการปรับสัญญาณออกจากโหนดในชั้นซ่อนตัวด้วยฟังก์ชั่นกระตุ้น (Activation Function) หรือฟังก์ชันซิกมอยด์แล้วทำการส่งออกเพื่อใช้เป็นสัญญาณอินพุตของโหนดในชั้นต่อไป (ชั้นข้อมูลออก) ดังสมการ

$$Y_j = f(InputL_j) \tag{2.20}$$

· **ขั้นตอนที่ 5.** คำนวณผลรวมน้ำหนักและค่าอินพุตที่รับเข้ามาของชั้นข้อมูลออก

ในขั้นตอนนี้จะมีการคำนวณคล้ายกับในขั้นตอนที่ 4 ทุกประการ โดยทำการเปลี่ยนค่าสัญญาณและน้ำหนัก จาก X_i เป็น Y_j และเปลี่ยนค่า W_{ij} เป็น W_{jk} ซึ่งจะได้สมการใหม่ดังนี้

$$InputLk = \sum_{j=1}^{N} Y_j W_{jk} \tag{2.21}$$

จากนั้นทำการปรับสัญญาณออกจากโหนดในชั้นซ่อนตัวด้วย Activation Function หรือฟังก์ชันซิกมอยด์แล้วทำการส่งออกเพื่อใช้เป็นสัญญาณอินพุตของโหนดในชั้นต่อไป (ชั้นข้อมูลออก) ดังสมการ

$$Z_k = f\left(InputL_k\right) \tag{2.22}$$

· **ขั้นตอนที่ 6.** หาค่าความผิดพลาดของสัญญาณ (Error Signal term) บนโครงข่ายระดับเอาท์พุท

เป็นการหาค่าความผิดพลาด (Error Signal Term) ในชั้นเอาท์พุทระหว่างค่าที่ได้จริง (actual output values) กับเป้าหมายหรือค่าที่ต้องการ (target) เพื่อใช้ในการปรับน้ำหนักโดยเป็นสัดส่วนกับความคลาดเคลื่อนคูณกับค่าอินพุต ดังสมการ

$$\delta_k = \frac{1}{2}\left(t_k - Z_k\right) f'\left(InputLk\right) \tag{2.23}$$

คำนวณการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight correction term) เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนัก W_{jk} ต่อไปภายหลังด้วยสมการ

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Y_j \tag{2.24}$$

โดย α คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

· **ขั้นตอนที่ 7.** หาผลรวมของอินพุทเดลต้า (Delta input) บนชั้นซ่อน

ในขั้นตอนนี้มีหลักในการคำนวณเหมือนกับในขั้นตอนที่ 6 เพียงแต่ชั้นซ่อนตัวจะไม่มีค่าเป้าหมาย (Output target) จึงแทนด้วยสมการ

$$\delta_j = \sum_{k=1}^{N} \delta_k W_{jk} f'(InputLj) \tag{2.25}$$

คำนวณการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight correction term) เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนัก W_{ij} ต่อไปภายหลังด้วย สมการ

$$\Delta W_{ij} = \alpha \delta_j X_i \tag{2.26}$$

· **ขั้นตอนที่ 8.** ปรับปรุงค่าน้ำหนัก

สามารถปรับค่าน้ำหนักใหม่แต่ละตัวในชั้นข้อมูลออกได้ด้วยสมการ

$$W_{jk}^{t} = W_{jk}^{t-1} + \Delta W_{jk} \tag{2.27}$$

เมื่อ W^t คือ ค่าน้ำหนักหลังปรับ (ค่าใหม่)

W^{t-1} คือ ค่าน้ำหนักก่อนปรับ

จากนั้นปรับค่าน้ำหนักใหม่แต่ละตัวในชั้นซ่อนตัวด้วยสมการ

$$W_{ij}^{t} = W_{ij}^{t-1} + \Delta W_{ij} \tag{2.28}$$

· **ขั้นตอนที่ 9.** สภาวะการจบการทำงาน (Testing stopping condition)

ในขั้นตอนนี้เป็นการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมหลังจากที่ผ่านกระบวนการฝึกฝนเสร็จสิ้นแล้ว โดยจะใช้การคำนวณเพื่อให้ได้เอาท์พุต ในลักษณะเช่นเดียวกับการฝึกฝนในส่วนของการเรียนรู้ทุกประการ เพียงแต่ป้อนข้อมูลที่ต้องการใช้ในการทดสอบ ส่วนเอาต์พุตที่ได้จะเกิดจากการตรวจสอบ ซึ่งอาจใช้เวลาน้อยกว่ากระบวนการฝึกฝนมาก เพราะเป็นเพียงการทดสอบข้อมูลไปข้างหน้าเพียงรอบเดียวโดยใช้ค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกฝนเป็นตัวถอดรหัสความสัมพันธ์

2.4.12 เงื่อนไขการหยุดฝึกฝน

การกำหนดเงื่อนไขในการหยุดการฝึกฝนนั้นสามารถทำได้ 2 กรณีคือ

1. เมื่อผลรวมของค่าผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตกับเป้าหมายทั้งหมด (SSQERR) มีค่าลดลงน้อยกว่าค่าที่กำหนด โดยกำหนดสมการหาค่าเฉลี่ยของเอาต์พุตทั้งหมดดังนี้

$$\mathrm{SSQERR} = \frac{1}{2}\sum(\mathrm{TARGET} - \mathrm{OUTPUT})^2 \qquad (2.29)$$

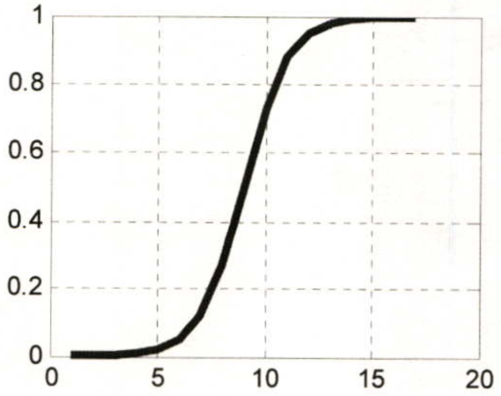
ค่าเอสเอสคิวอีอาร์อาร์ (SSQERR) คือค่าผลรวมของค่าความผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum square error) ที่ได้จากเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมเทียบกับค่าเป้าหมายที่ใช้ในการอ้างอิงผลของการฝึกฝน เงื่อนไขการหยุดการฝึกฝนจะขึ้นอยู่กับผู้ใช้งาน โดยผู้ใช้งานเป็นผู้กำหนดค่า เมื่อค่าความผิดพลาดน้อยกว่าค่าที่กำหนด ระบบก็จะหยุดการฝึกฝน

2. จำนวนรอบของการฝึกฝนดำเนินไปจนถึงค่าที่ตั้งไว้ ซึ่งจำนวนที่เหมาะสมได้จากการทดลอง ลักษณะการหยุดการฝึกฝนแบบนี้จะเป็นลักษณะที่ผู้ใช้งานทำการกำหนดจำนวนรอบที่โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการฝึกฝน เมื่อครบจำนวนรอบระบบก็จะหยุดการฝึกฝน

2.4.13 ฟังก์ชั่นกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชั่นกระตุ้นที่นิยมใช้ในโครงข่ายประสาทแบบแพร่กลับ (Back-propagation neural network) มี 3 รูปแบบ ได้แก่ฟังก์ชันล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid),ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid) และ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear) เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ทั้งอินพุทและเอาท์พุทที่ต้องการไม่มีค่าลบเข้ามาเกี่ยวข้อง ดังนั้นรูปแบบฟังก์ชั่นกระตุ้นที่นำมาใช้สำหรับส่งผ่านข้อมูลไปยังชั้นถัดไปจึงเลือกใช้แบบฟังก์ชันล็อกซิกมอยด์เป็นฟังก์ชั่นที่ใช้ในการคำนวณ

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (2.30)$$



รูปที่ 2.13 กราฟที่ได้จากฟังก์ชันล็อกซิกมอยด์

2.4.14 การวัดความแม่นยำของระบบรู้จำข้อมูล

วิธีการในการวัดความแม่นยำของระบบรู้จำนั้นแบ่งออกเป็นสองลักษณะหลักๆ คือ

1. การวัดค่าการปฏิเสธผิดพลาด (Fault Rejection Rate: FRR)

เป็นการวัดเปอร์เซ็นต์ที่ระบบทำงานผิดพลาดจากการที่ระบบปฏิเสธข้อมูลที่ต้องการรู้จำนั้นๆ โดยที่ข้อมูลนั้นๆ มีอยู่ในระบบ สมการการวัดค่าการปฏิเสธผิดพลาดจะมีดังต่อไปนี้

$$FRR = \frac{\#\text{ Fault Reject Elements}}{\#\text{ Elements in Class}} \times 100 \qquad (2.31)$$

โดยที่ FRR คือเปอร์เซ็นที่ระบบปฏิเสธข้อมูลที่อยู่ในกลุ่ม

\# Fault Reject Elements คือ จำนวนข้อมูลที่ระบบปฏิเสธข้อมูลที่อยู่ในกลุ่ม

\# Elements in Class คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่อยู่ในกลุ่ม

2. การวัดค่าการยอมรับผิดพลาด (Fault Acceptance Rate: FAR)

เป็นการวัดเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด จากการที่ระบบรู้จำยอมรับข้อมูลที่ต้องการรู้จำนั้นๆ ผิดกลุ่มหรือยอมรับข้อมูลที่ไม่มีอยู่ในระบบ สมการการวัดค่าการยอมรับผิดพลาดจะมีดังต่อไปนี้

$$FAR = \frac{\#\text{ Fault Accept Elements}}{\#\text{ Elements in Class}} \times 100 \qquad (2.32)$$

โดยที่ FAR คือเปอร์เซ็นที่ระบบยอมรับข้อมูลที่ไม่อยู่ในกลุ่ม

\# Fault Accept Elements คือ จำนวนข้อมูลที่ระบบยอมรับข้อมูลที่ไม่อยู่ในกลุ่ม

\# Elements in Class คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่อยู่ในกลุ่ม

บทที่ 3
ขั้นตอนการวิจัย

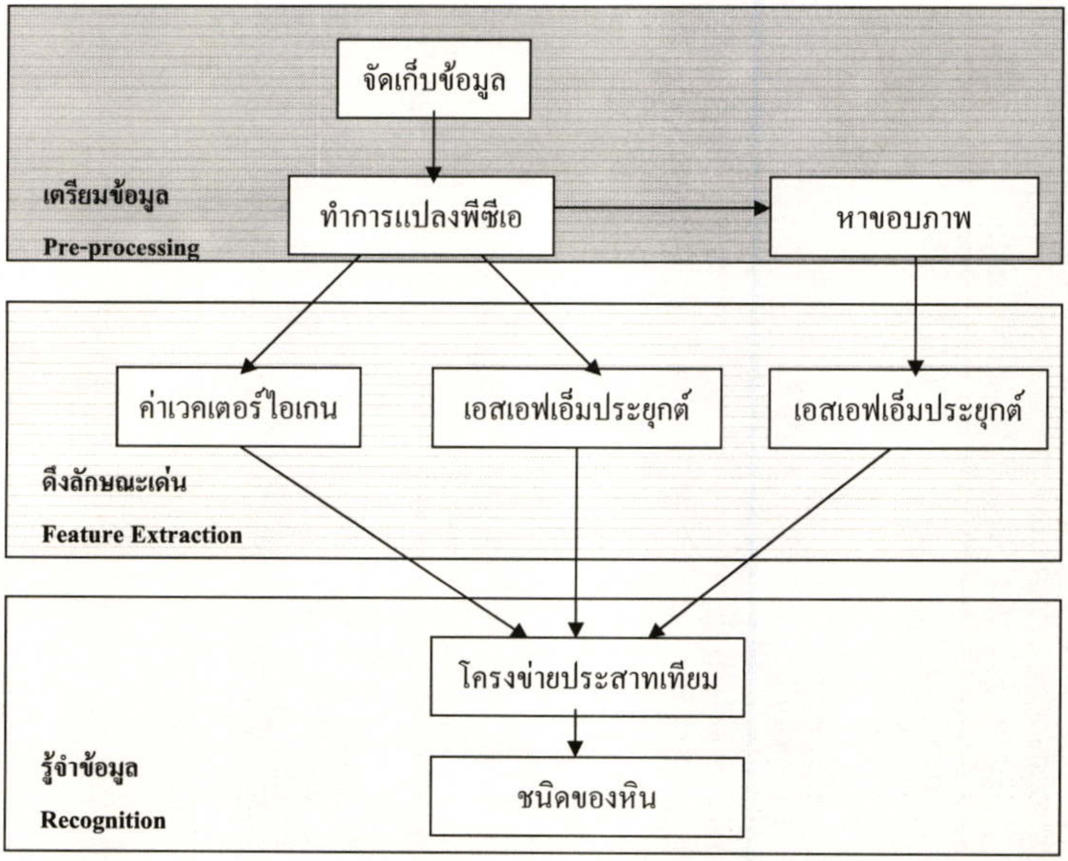
ในบทนี้จะอธิบายถึงวิธีการและขั้นตอนที่ใช้ในการวิจัย ซึ่งจะเป็นการนำเอาทฤษฎีต่างๆ ดังที่อธิบายในบทที่ 2 มาประยุกต์ใช้งานร่วมกัน เพื่อให้เป็นระบบการรู้จำที่สามารถใช้งานได้กับภาพของหินธรรมชาติที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้

3.1รูปแบบของการแยกแยะพื้นผิว

เนื่องจากหินธรรมชาติทั้ง 26 ชนิดที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้มีหินบางชนิดที่มีลักษณะสีที่ใกล้เคียงกันมาก จึงส่งผลให้การแยกแยะด้วยสีไม่สามารถกระทำได้อย่างมีประสิทธิภาพเนื่องจากไม่สามารถแยกกลุ่มหินเหล่านั้นได้

จากทฤษฎีในการแยกแยะพื้นผิวที่สามารถแยกแยะด้วยสี (Chrominance) และ แยกแยะด้วยแสงหรือค่าความสว่าง (Luminance) ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ส่วนที่ใช้การแยกแยะด้วยสีเข้ามาเกี่ยวข้องก็คือลักษณะเด่นที่ได้จากการหาค่าเวคเตอร์ไอเกน เนื่องจากเป็นการนำเอาค่าเวคเตอร์ไอเกนที่ได้จากการแปลงพีซีเอของภาพสีต้นฉบับสามมิติ (แดง เขียวและน้ำเงิน) ส่วนที่นำการแยกแยะด้วยแสงหรือค่าความสว่างเข้ามาเกี่ยวข้องก็คือการค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์ ในการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์นั้นจะกระทำบนภาพเพียงมิติเดียว และเป็นการคำนวณจากลักษณะลวดลายของภาพโดยไม่คำนึงถึงสีของภาพ

3.2 ภาพโดยรวมขั้นตอนในการทำการวิจัย



รูปที่ 3.1 ภาพโดยรวมของขั้นตอนการทำงาน

จากรูปที่ 3.1 ขั้นตอนการทำงานจะแบ่งออกเป็นส่วนต่างๆ ดังต่อไปนี้

ส่วนการเตรียมข้อมูล

ขั้นตอนการทำการวิจัยเริ่มจากการจัดเก็บและรวบรวมข้อมูลของรูปถ่ายพื้นผิวหินธรรมชาติชนิดต่างๆ จากนั้นทำการตัดภาพให้มีขนาด 256x256 เท่ากันทั้งหมด เนื่องจากภาพหินทั้งหมดนั้นเป็นภาพสีที่มี 3 มิติคือค่าสีแดงสีเขียวและสีฟ้า เพื่อให้สามารถประมวลผลได้เร็วขึ้นจึงทำการลดมิติของภาพต้นฉบับด้วยวิธีการแปลงพีซีเอ เนื่องจากการแปลงพีซีเอสามารถลดมิติของภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพและสามารถคงลักษณะเด่นของภาพไว้ได้ จากนั้นทำการเลือกมิติของพีซีเอ 2 มิติคือมิติที่มีค่าไอเกนสูงสุดและต่ำสุด เพื่อนำค่าของมิตินั้นกลับไปสร้างภาพที่มีมิติเดียว 2 ภาพ โดยภาพมิติที่ได้จากค่าไอเกนสูงสุดจะนำไปหาขอบภาพก่อนจะเข้าสู่ส่วนการดึงลักษณะเด่น

ส่วนการดึงลักษณะเด่นของข้อมูล

จากข้อมูลในส่วนของการเตรียมข้อมูลจะทำให้ได้ค่าเวคเตอร์ไอเกนของมิติที่มีค่าไอเกนสูงสุด(Principle Band) ซึ่งมี 3 ค่า (เนื่องจากข้อมูลต้นฉบับมี 3 มิติ) โดยนำข้อมูลทั้ง 3 ค่าไปใช้เป็น

ลักษณะเด่นของข้อมูล ลักษณะเด่นตัวที่ 4 ได้จากการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนภาพที่ได้จากค่าไอเกนต่ำสุด และลักษณะเด่นตัวที่ 5 ได้จากการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนภาพที่ได้จากขอบภาพของค่าไอเกนสูงสุด เมื่อได้ลักษณะเด่นของข้อมูลทั้ง 5 ค่า แล้วก็จะทำการรู้จำข้อมูลต่อไป

ส่วนของการรู้จำข้อมูล

จากลักษณะเด่นที่มีทั้งสิ้น 5 ค่า ทำการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการรู้จำข้อมูลโดยผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมคือชนิดของหินทั้ง 26 ชนิด

3.3 การได้มาของข้อมูลภาพหินธรรมชาติทั้งหมด

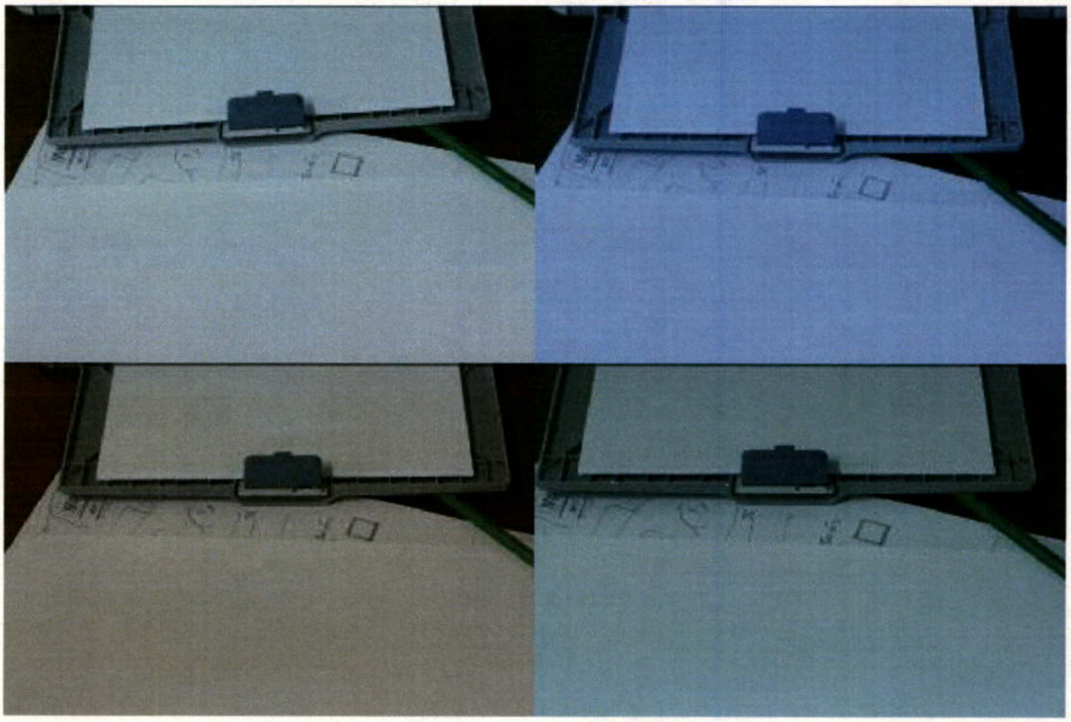
หินธรรมชาติทั้งหมดที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นหินธรรมชาติที่พบในโรงงานอุตสาหกรรมหินของประเทศไทย ในการจัดเก็บภาพนั้นมีการควบคุมระยะห่างระหว่างกล้องถ่ายภาพ กับพื้นผิวของหินธรรมชาติ และทำการจัดเก็บภาพในที่ร่มทั้งหมด เพื่อให้สภาวะแวดล้อมของภาพทั้งหมดมีความเท่าเทียมกันมากที่สุด เนื่องจากทั้งระยะและแสงล้วนแล้วแต่มีผลกับภาพที่จัดเก็บ ระยะห่างอาจส่งผลให้ขนาดของลวดลายมีขนาดที่แตกต่างกันแม้จะเป็นหินแผ่นเดียวกัน ส่วนในเรื่องของแสงจะส่งผลกับสีของลวดลายให้มีสีเพี้ยนไปแม้จะเป็นหินแผ่นเดียวกัน ถ้าทำการจัดเก็บภายในร่มกับกลางแจ้งก็จะส่งผลให้ได้สีที่แตกต่างกัน

3.3.1 ขั้นตอนการจัดเก็บภาพ

ในการจัดเก็บภาพเพื่อให้ได้ภาพที่มีคุณภาพของภาพสูงสุด และอยู่ภายใต้มาตรฐานเดียวกันนั้น มีการควบคุมสภาวะแวดล้อมต่างๆ และขั้นตอนการจัดเก็บดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 การปรับค่าสมดุลขาวของภาพ

เนื่องจากสภาวะแสงที่แตกต่างกัน จะส่งผลให้ภาพที่จัดเก็บนั้นมีสีที่แตกต่างกันแม้จะเป็นวัตถุชิ้นเดียวกันหรือสีเดียวกัน ดังนั้น การปรับค่าสมดุลขาวของภาพก่อนจัดเก็บจึงเป็นกระบวนการที่สำคัญกระบวนการหนึ่ง ในการปรับสมดุลขาวในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้กระดาษสีขาวยี่ห้อดับเบิ้ลเอในการปรับค่าสมดุลขาว วิธีการก็คือ นำกระดาษไปวางทาบบนตัวแบบในทิศทางและตำแหน่งที่จะทำการจัดเก็บ จากนั้นทำการปรับค่าสมดุลขาวของกล้องโดยอ้างอิงจากกระดาษให้เป็นค่ากลาง แล้วจึงทำการจัดเก็บภาพ ภาพต่อไปนี้เป็นภาพตัวอย่างในกรณีที่ไม่ทำการปรับค่าสมดุลขาวก่อนการจัดเก็บ ซึ่งจะส่งผลให้การจัดเก็บภาพวัตถุชนิดเดียวกันสภาวะแวดล้อมเดียวกันแต่มีการปรับค่าสมดุลขาวแตกต่างกัน



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างภาพที่จัดเก็บจากค่าสมดุลขาวที่แตกต่างกัน

ขั้นตอนที่ 2 ใช้สเปรย์ลดการสะท้อนของแสงหรือสเปรย์เคลือบด้านวัตถุ

รูปที่ 3.3 ตัวอย่างสเปรย์เคลือบด้านวัตถุ

เนื่องจากลักษณะของหินธรรมชาติที่มีอยู่นั้นเป็นลักษณะผิวมัน ดังนั้นเพื่อให้สามารถจัดเก็บรายละเอียดของพื้นผิวได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงทำการพ่นสเปรย์เคลือบผิวด้านเพื่อลดการสะท้อนและลดการรบกวนของแสงในบริเวณข้างเคียง ภาพตัวอย่างต่อไปนี้จะเป็นภาพของหินธรรมชาติที่ใช้งานโดยทั่วไปและภาพของหินธรรมชาติที่ผ่านการพ่นสเปรย์ลดการสะท้อน

รูปที่ 3.4 หินธรรมชาติก่อนและหลังการใช้สเปรย์ลดการสะท้อน

สังเกตได้จากบริเวณตอนกลางและส่วนมุมบนขวาของภาพบน จะมีภาพสะท้อนของผู้ถ่ายภาพและแสงไฟ แต่เมื่อทำการใช้สเปรย์ลดการสะท้อน ภาพสะท้อนผู้ถ่ายและแสงไฟจะหายไป

ขั้นตอนที่ 3 ใช้ฟิลเตอร์ซีพีแอล (Curricular Polarize: C-PL)

ฟิลเตอร์ชนิดนี้มีความสามารถในการตัดแสงรบกวนจากสภาวะแวดล้อม เช่น แสงอาทิตย์ ซึ่งจะทำให้ภาพที่จัดเก็บนั้นมีความถูกต้องแม่นยำสูงขึ้น ภาพต่อไปนี้เป็นตัวอย่างภาพที่ไม่ใช้ฟิลเตอร์ซีพีแอล และภาพที่จัดเก็บโดยใช้ฟิลเตอร์ซีพีแอล

รูปที่ 3.5 ตัวอย่างการใช้ฟิลเตอร์ซีพีแอล

สังเกตบริเวณด้านซ้ายของภาพบน จะเห็นการสะท้อนของแสงทำให้วัตถุมีสีออกขาว เมื่อทำการใช้ฟิลเตอร์ซีพีแอล แสงสะท้อนดังกล่าวจะจางหายไป

ขั้นตอนที่ 4 ทำการวัดระยะห่างระหว่างหน้าเลนส์กับพื้นผิว

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งในการจัดเก็บภาพ เนื่องจากระยะห่างระหว่างหน้าเลนส์กับพื้นผิวจะส่งผลโดยตรงกับขนาดลวดลายของหิน ถ้าระยะห่างมาก ลวดลายของหินที่จัดเก็บก็จะเล็กกว่าการถ่ายระยะใกล้ ดังนั้น ก่อนทำการถ่ายภาพ จะทำการวัดระยะให้ระยะห่างระหว่าง เลนส์กับพื้นผิว มีระยะห่างที่เท่ากันที่ 60 เซนติเมตรทุกครั้ง เนื่องจากระยะดังกล่าวสามารถครอบคลุมพื้นผิวหินได้เหมาะสมกับขั้นตอนการตัดภาพ เนื่องจากขั้นตอนต่อไปจะทำการตัดภาพให้มีขนาดที่ 256x256 พิกเซล ซึ่งถ้าทำการจัดเก็บภาพที่ระยะใกล้มากเกินไป ขนาดของลวดลายก็จะใหญ่ส่งผลให้การตัดภาพที่ 256x256 พิกเซล ไม่ครอบคลุมความซ้ำซ้อนของลวดลายหิน

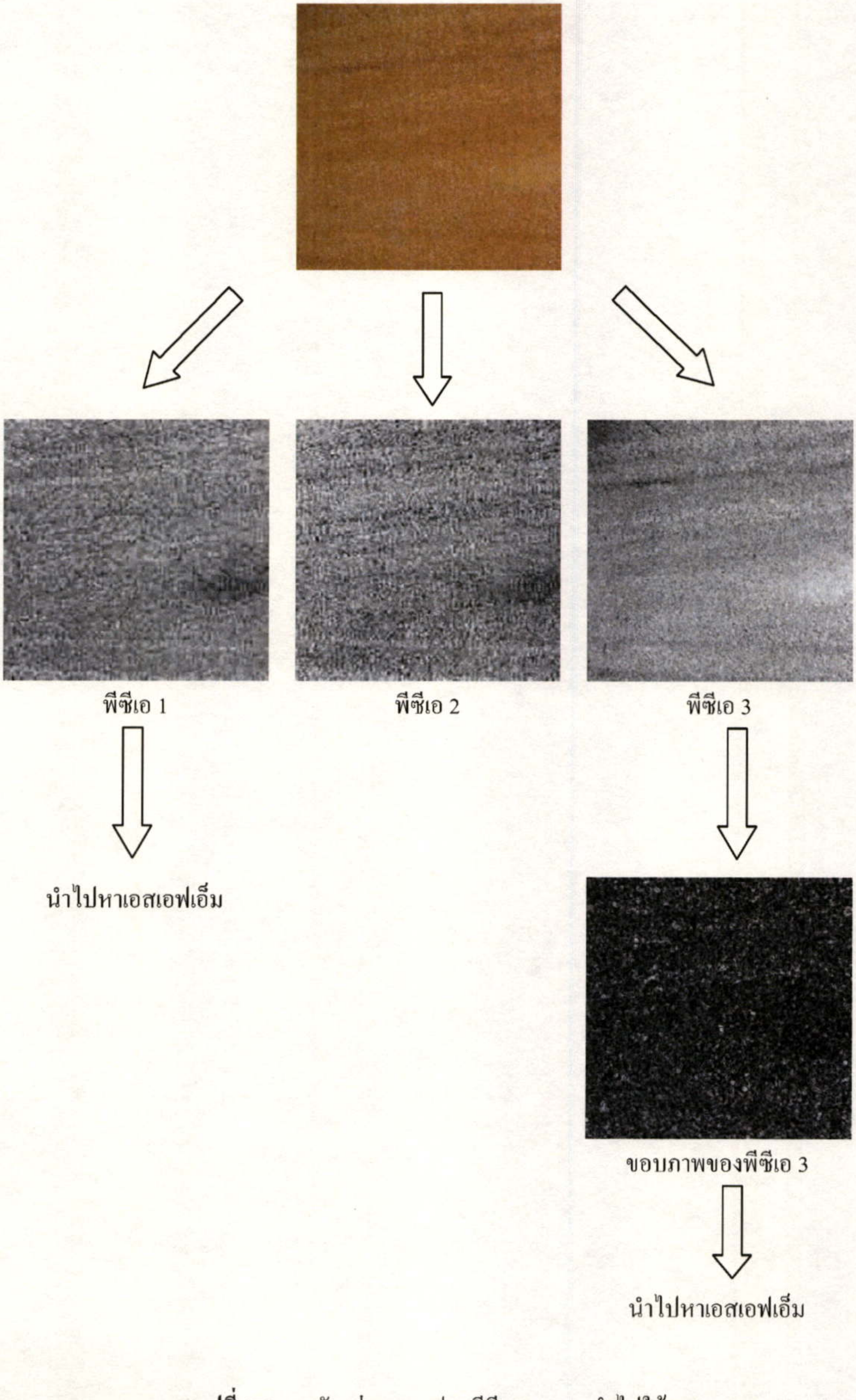
3.3.2 ขั้นตอนการตัดภาพ

เมื่อทำการจัดเก็บภาพแล้วก็จะทำการตัดภาพทั้งหมดให้มีขนาด 256x256 พิกเซล เนื่องจากขนาดดังกล่าวนั้นสามารถครอบคลุมลวดลายของพื้นผิวหิน และสามารถแสดงให้เห็นถึงความซ้ำซ้อนของลวดลายและสามารถระบุชนิดของหินได้จากภาพขนาดดังกล่าว นอกจากนั้นการตัดภาพยังช่วยในเรื่องของการคำนวณอีกด้วย การตัดภาพที่ขนาดเล็กกว่านี้ จะไม่คลอบคลุมความซ้ำซ้อนของลวดลาย ส่งผลให้ไม่สามารถระบุชนิดของหินได้ เนื่องจากภาพที่ตัดคลอบคลุมเพียงบางส่วนของลวดลายหิน ในกรณีที่ทำการตัดภาพที่ขนาดใหญ่กว่านี้ ก็จะมีผลต่อระยะเวลาในการคำนวณ ภาพขนาดใหญ่จะใช้เวลาประมวลผลภาพที่มากกว่าภาพขนาดเล็ก

3.4 การแปลงพีซีเอของภาพที่ผ่านการตัด

เมื่อได้ภาพที่มีขนาด 256x256 พิกเซล แล้วก็จะทำการแปลงพีซีเอเพื่อลดระยะเวลาในการประมวลผล โดยการลดมิติของภาพสีต้นฉบับ นอกจากนั้นการแปลงพีซีเอยังสามารถดึงเอารายละเอียดและลักษณะเด่นของภาพออกมาได้อีกด้วย

เมื่อทำการแปลงพีซีเอแล้ว ผลลัพธ์จะสามารถแบ่งออกเป็น 3 เมตริกซ์ คือ เมตริกซ์ที่ได้จากค่าไอเกนสูงสุด, ค่ากลาง และค่าน้อยสุด โดยในงานวิจัยนี้จะทำการเลือกเมตริกซ์ 2 ชุดคือค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดมาใช้งาน โดยในส่วนของเมตริกซ์ที่มีค่าไอเกนสูงสุด จะใช้การหาขอบภาพแบบโซเบลด้วย



รูปที่ 3.6 ภาพตัวอย่างการแปลงพีซีเอและการนำไปใช้

3.5 การหาลักษณะเด่นจากเมตริกซ์ที่เป็นผลลัพธ์จากการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

ลักษณะเด่นของงานวิจัยนี้จะแบ่งออกเป็น 5 ชุดข้อมูล คือ

1.ลักษณะเด่นที่ได้จากการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนเมตริกซ์ที่ได้จากการแปลงพีซีเอที่มีค่าไอเกนต่ำสุด

2.ลักษณะเด่นที่ได้จากการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์ จากเมตริกซ์ของขอบภาพที่ได้จากการแปลงพีซีเอที่มีค่าไอเกนสูงสุด

3.ลักษณะเด่นที่ได้จากค่าของเวคเตอร์ไอเกนจากการแปลงพีซีเอโดยเลือกจากมิติที่มีค่าเจาะจงสูงสุด เนื่องจากภาพหินต้นฉบับเป็นภาพที่ประกอบด้วยมิติสีสามมิติ ดังนั้นก็จะให้ค่าเวคเตอร์ไอเกนสามค่า ซึ่งในงานวิจัยนี้จะนำทั้งสามค่ามาใช้เป็นลักษณะเด่น

3.6 การประยุกต์การวัดเชิงปริภูมิความถี่หรือการประยุกต์เอสเอฟเอ็ม

เมื่อทำการพิจารณาสมการของเอสเอฟเอ็มแล้วจะพบว่า เอสเอฟเอ็มสามารถให้ข้อมูลเบื้องต้นของภาพในด้านรายละเอียดภายในภาพได้ โดยจะเป็นการหาค่าความแตกต่างระหว่างพิกเซลต่อพิกเซลที่อยู่ข้างเคียง ดังนั้นถ้าทำการประยุกต์สมการเอสเอฟเอ็มให้เป็นการหาความแตกต่างระหว่างพิกเซลโดยที่ข้อแตกต่างระหว่างเอสเอฟเอ็มเดิมกับเอสเอฟเอ็มประยุกต์ก็คือการข้ามพิกเซล เอสเอฟเอ็มเดิมจะเป็นการข้ามพิกเซลต่อพิกเซล แต่เอสเอฟเอ็มประยุกต์จะเป็นการข้าม l พิกเซล วิธีนี้จะช่วยในการตรวจสอบความแตกต่างของขนาดลวดลายได้ จากการประยุกต์เอสเอฟเอ็มจะทำให้ได้สมการของเอสเอฟเอ็ม ดังนี้

$$SFM_l = \sqrt{R_l^2 + C_l^2} \tag{3.1}$$

$$R_l = \sqrt{\frac{1}{M(N-l-1)} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1+l}^{N} \left(x(m,n) - x(m,n-l)\right)^2} \tag{3.2}$$

$$C_l = \sqrt{\frac{1}{(M-l-1)N} \sum_{m=1+l}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left(x(m,n) - x(m-l,n)\right)^2} \tag{3.3}$$

โดยที่ค่า R คือค่าที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างพิกเซลข้างเคียงในระยะ l พิกเซลในแนวนอนและ C คือค่าที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างพิกเซลข้างเคียงในระยะ l พิกเซลในแนวตั้ง x(m,n) แทนรูปและ m, n คือขนาดของรูปตามแนวตั้งและแนวนอนตามลำดับ

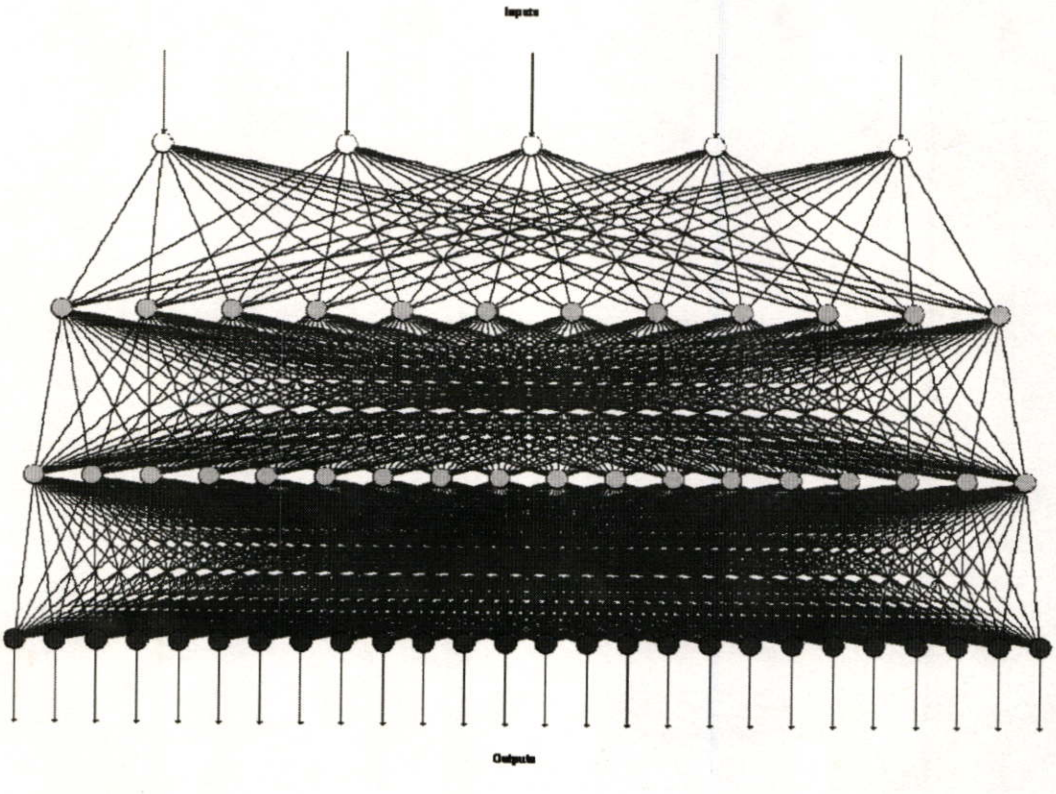
เมื่อทำการหาค่าจากเอสเอฟเอ็มที่ผ่านการประยุกต์ได้แล้ว ก็จะนำค่าที่ได้มาผ่านสมการ

$$\nabla SFM = \left| SFM_l - SFM_{l-1} \right| \tag{3.4}$$

เพื่อหาผลต่างระหว่างเอสเอฟเอ็มเดิมกับเอสเอฟเอ็มประยุกต์จากนั้นนำค่าที่ได้ไปใช้เป็นลักษณะเด่นของขอมูลเพื่อนำค่าที่ได้ไปใช้ในขั้นตอนการแยกแยะข้อมูล ซึ่งจะทำการวิเคราะห์ความสามารถในการแยกแยะเบื้องต้นได้โดยการสร้างกราฟเพื่อตรวจสอบการแยกแยะของกลุ่มข้อมูล

3.7 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้

รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้จะมี 5 อินพุท ซึ่งเป็นลักษณะเด่นที่ได้จากขั้นตอนการดึงลักษณะเด่น ประกอบด้วย ค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์สองค่า และค่าจากเวคเตอร์ไอเกนสามค่า โดยที่มีโหนดซ่อน (Hidden Node) 2 ชั้น ชั้นที่ 2 จำนวน 12 โหนด ชั้นที่ 3 จำนวน 18 โหนด โดยที่ ชั้นที่ 2 และ 3 จะใช้ล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid) เป็นฟังก์ชั่นกระตุ้น (Activation function) และมีเอาท์พุท 26 โหนด ซึ่งเอาท์พุทก็คือชนิดของหินที่โครงข่ายประสาทเทียมคำนวณได้



รูปที่ 3.7 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม

จากรูปที่ 3.7 จะเห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทดลองนั้นมีลักษณะเป็นแบบเชื่อถึงกันหมดโดยที่มีโหนดอินพุทสีขาวจำนวน 5 โหนดคือลักษณะเด่นทั้งหมด 5 ข้อมูล และมีโหนดผลลัพธ์ 26 โหนดคือชนิดของหินธรรมชาติทั้ง 26 ชนิด

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในบทนี้จะแสดงผลการทดลองแบบเป็นขั้นตอนโดยจะแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักๆ คือ ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล, ขั้นตอนการดึงลักษณะเด่น และ ขั้นตอนการรู้จำข้อมูล ตามที่ได้เสนอในบทที่ผ่านมา

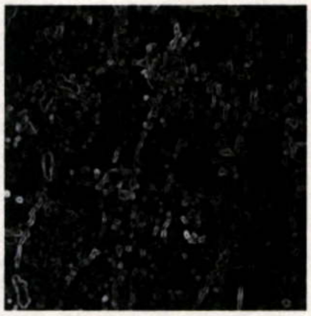
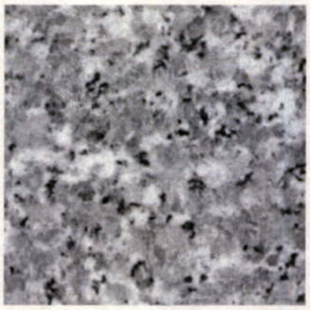
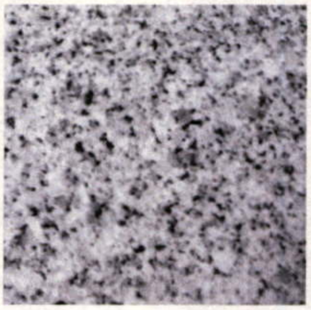
4.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

ขั้นตอนนี้จะประกอบด้วยการลดมิติของภาพด้วยการใช้ทฤษฎีพีซีเอโดยจะทำการเลือกเอามิติที่มีค่าไอเกนสูงสุดและต่ำสุดมาสร้างภาพที่มีมิติเดียวสองภาพตามลำดับ ภาพที่ได้จากมิติที่มีค่าไอเกนสูงสุดจะนำไปทำการหาขอบภาพแบบโซเบลแล้วจึงนำไปหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์ ส่วนภาพที่ได้จากมิติที่มีค่าไอเกนต่ำสุดจะนำไปทำการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์โดยไม่ผ่านขั้นตอนการหาขอบภาพ

4.1.1 ผลที่ได้จากการแปลงพีซีเอและการหาขอบภาพแบบโซเบล

ภาพในตารางที่ 1 เป็นภาพตัวอย่างของหินแต่ละชนิดที่นำมาใช้ในการทดลองทั้ง 26 ชนิด โดยจะแสดงให้เห็นภาพต้นฉบับภาพหนึ่งของหินแต่ละชนิด ภาพถัดมาคือภาพที่ได้จากการแปลงพีซีเอโดยเลือกมิติที่มีค่าไอเกนสูงสุด และทางขวาสุดเป็นภาพของภาพของขอบภาพที่ได้จากการหาขอบแบบโซเบลกระทำบนภาพที่ได้จากพีซีเอตำแหน่งกลาง จากภาพเมื่อเทียบกับภาพต้นฉบับจะเห็นว่าภาพที่ได้จากการแปลงพีซีเอทุกภาพจะสามารถคงลักษณะลวดลายและรายละเอียดของพื้นผิวภายในภาพไว้ได้

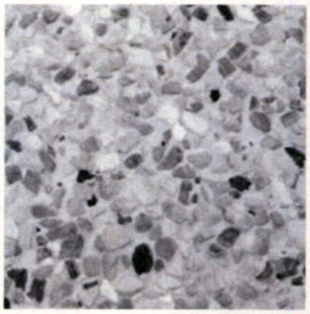
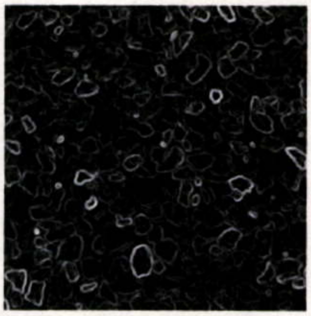
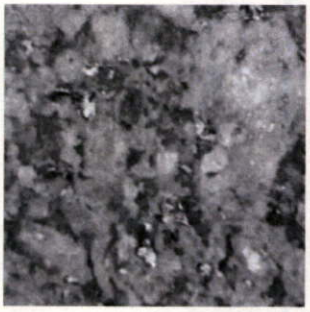
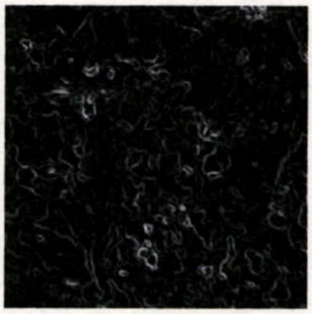
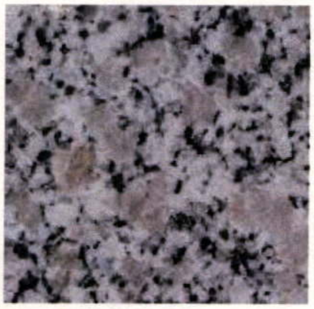
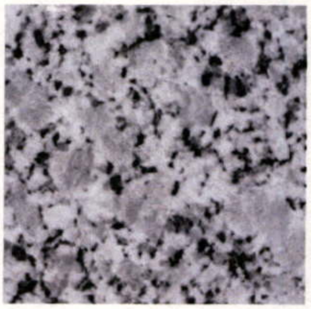
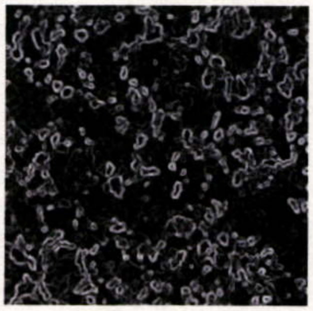
ตารางที่ 4.1 ภาพตัวอย่างของหินต้นฉบับ ภาพที่ผ่านการทำพีซีเอและภาพของขอบภาพ

ชนิดที่	ภาพต้นฉบับ	ภาพพีซีเอ	ภาพขอบ
1			
2			
3			
4			
5			

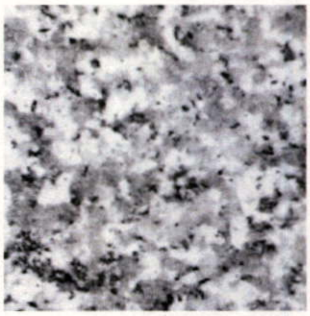
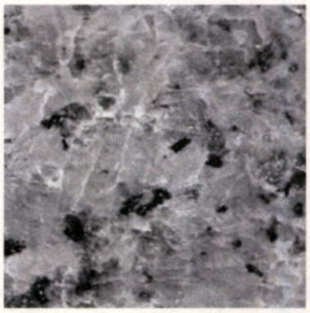
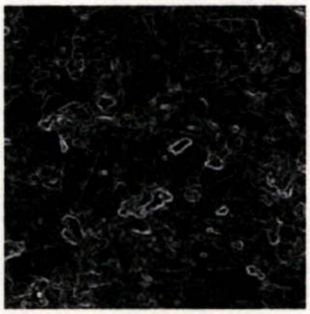
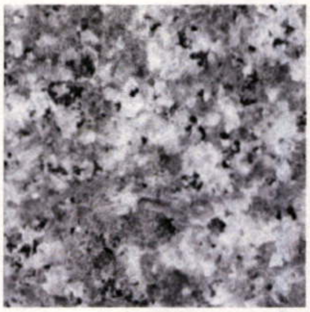
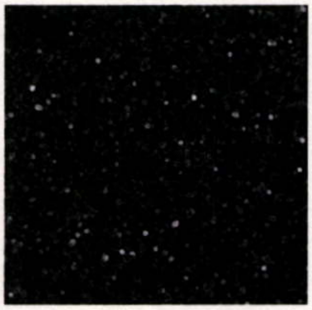
ตารางที่ 4.1(ต่อ)

ชนิดที่	ภาพต้นฉบับ	ภาพพีซีเอ	ภาพขอบ
6			
7			
8			
9			
10			

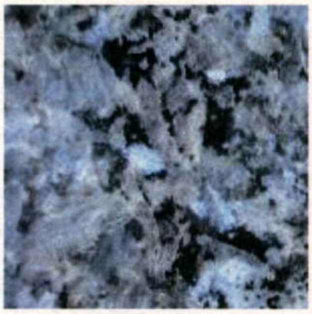
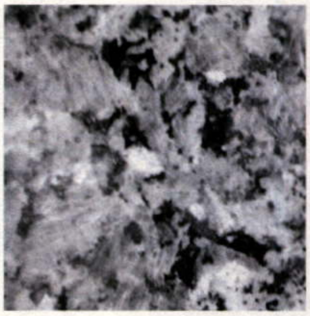
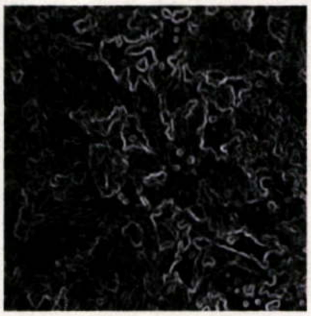
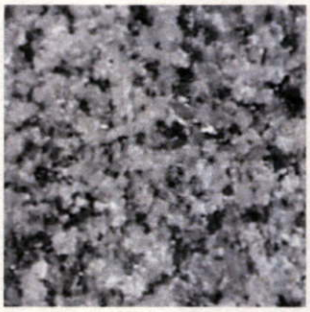
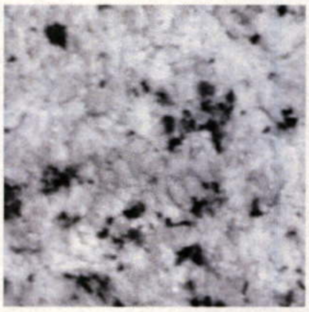
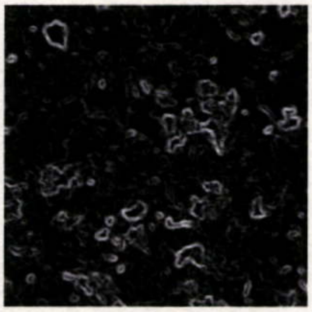
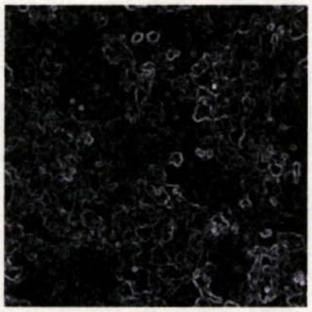
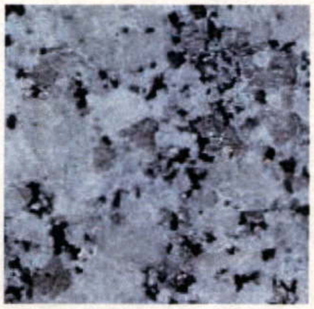
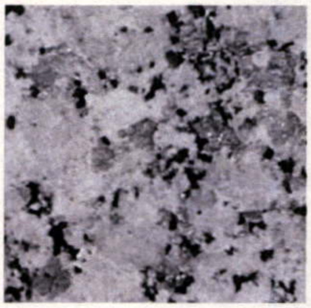
ตารางที่ 4.1(ต่อ)

ชนิดที่	ภาพต้นฉบับ	ภาพพีซีเอ	ภาพขอบ
11			
12			
13			
14			
15			

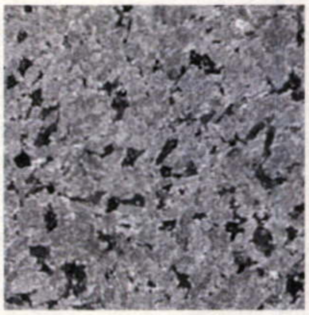
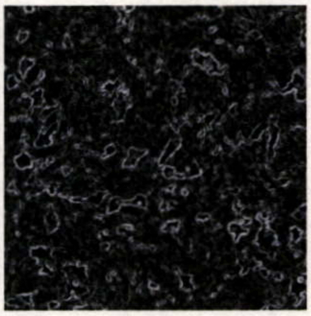
ตารางที่ 4.1(ต่อ)

ชนิดที่	ภาพต้นฉบับ	ภาพพีซีเอ	ภาพขอบ
16			
17			
18			
19			
20			

ตารางที่ 4.1(ต่อ)

ชนิดที่	ภาพต้นฉบับ	ภาพพีซีเอ	ภาพขอบ
21			
22			
23			
24			
25			

ตารางที่ 4.1(ต่อ)

ชนิดที่	ภาพต้นฉบับ	ภาพพีซีเอ	ภาพขอบ
26			

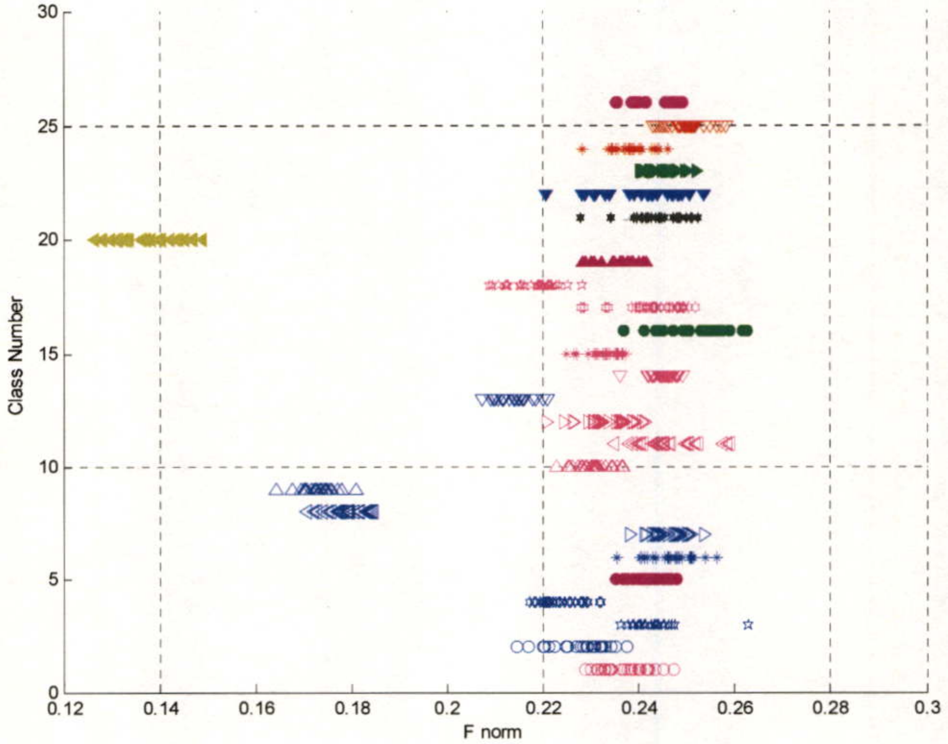
หินทั้งหมดแบ่งออกเป็นกลุ่มหลักๆ ได้ 2 กลุ่มคือ กลุ่มที่มีพื้นผิวเรียบคล้ายคลึงกันทั้งภาพ เช่นในตัวอย่างของกลุ่มที่ 1 กลุ่มที่ 2 และกลุ่มที่ 6 และกลุ่มที่มีลักษณะเป็นดอก โดยที่หินแต่ละชนิดที่นำมาทดสอบจะมีชนิดละ 30 รูปรวมทั้งสิ้น 780 รูป และถูกแบ่งเป็นชุดที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ชนิดละ 10 รูป และใช้ในการทดสอบการแยกแยะโดยโครงข่ายประสาทเทียมอีกชนิดละ 20 รูป

4.2 ขั้นตอนการดึงลักษณะเด่น

นำภาพที่ได้จากพีซีเอมาทำการคำนวณหาค่าเพื่อใช้เป็นลักษณะเด่นโดยที่จะทำการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการหาลักษณะเด่นทางสถิติที่ใช้กับรูปของพื้นผิวโดยทั่วไปกับค่าที่ได้จากการประยุกต์เอสเอฟเอ็ม

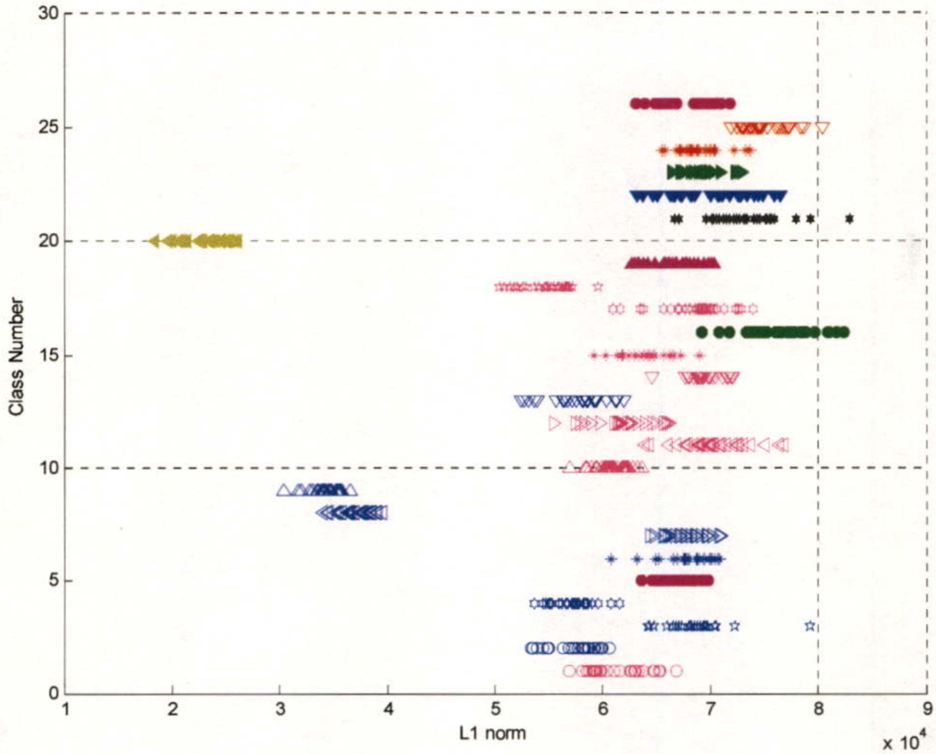
วิธีการนำเสนอคือ นำค่าต่างๆ ที่ได้จากการคำนวณมาทำการสร้างกราฟโดยกำหนดให้แกน X เป็นค่าที่ได้จากวิธีการต่างๆ และแกน Y เป็นหมายเลขของชนิดหินทั้ง 26 ชนิด จะได้กราฟต่างๆ ดังต่อไปนี้

กราฟที่ได้จากค่าเอฟนอร์ม (F norm) จะสังเกตเห็นว่า ค่าเอฟนอร์มของหินแต่ละกลุ่มจะมีค่าที่ใกล้เคียงกันเมื่อเป็นหินชนิดเดียวกัน แต่ เมื่อพิจารณาหินต่างชนิดกันแล้ว พบว่า มีเพียงหินชนิดที่ 8 ชนิดที่ 9 และชนิดที่ 20 เท่านั้นที่มีค่าเอฟนอร์มแตกต่างจากชนิดอื่นๆ ส่วนหินชนิดอื่นๆ นั้นจะเห็นว่ามีค่าเอฟนอร์มที่ใกล้เคียงกัน จึงสามารถสรุปได้ว่า การใช้ค่าเอฟนอร์มไม่เหมาะกับการแยกแยะพื้นผิวของหินธรรมชาติ



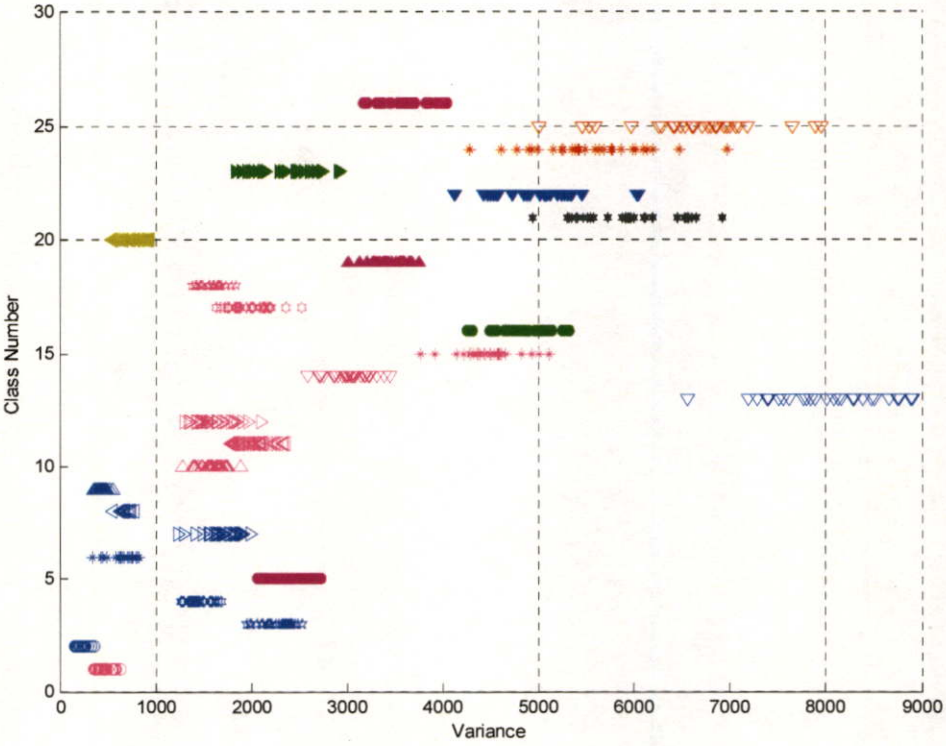
รูปที่ 4.1 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า F norm

เมื่อพิจารณาค่าของแอลหนึ่งนอร์ม (L1 norm) ก็จะเห็นว่ามีหินเพียง 3 กลุ่มที่แยกออกจากกลุ่มอื่นๆ คือหินในกลุ่มที่ 8 กลุ่มที่ 9 และกลุ่มที่ 20 ส่วนหินกลุ่มอื่นๆ นั้นค่าแอลหนึ่งนอร์มที่ได้จะมีค่าใกล้เคียงกัน ลักษณะโดยทั่วไปจะใกล้เคียงกับการหาค่าเอฟนอร์มซึ่งก็ไม่เหมาะที่จะนำมาใช้กับหินธรรมชาติเช่นกัน



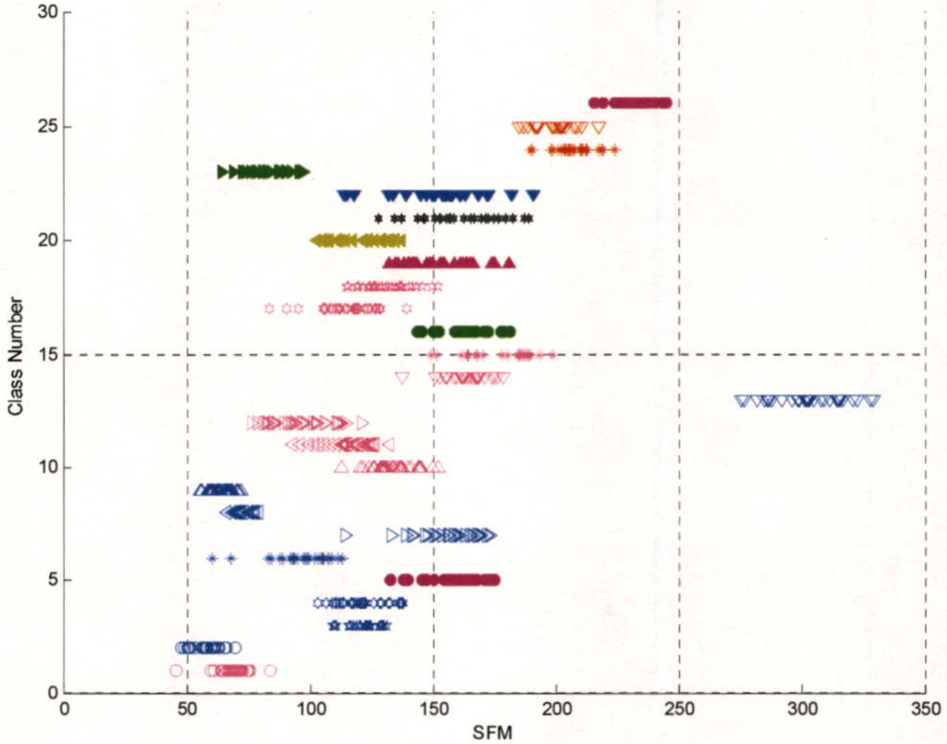
รูปที่ 4.2 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า L1 norm

เมื่อพิจารณาค่าของแวเรียนซ์ (Variance) จะพบว่าค่าของแวเรี่ยนซ์สามารถแยกกลุ่มของหินได้มากกว่าค่าของเอฟนอร์มและแอลหนึ่งนอร์มแต่ก็ยังมีหินอยู่จำนวนมากที่ให้ค่าแวเรียนซ์ที่เท่ากัน และหินบางชนิดก็ให้ค่าแวเรียนซ์ ที่แตกต่างกันมากแม้ว่าจะเป็นหินชนิดเดียวกันก็ตาม ดังนั้น ค่าแวเรียนซ์ จึงไม่เหมาะที่จะนำมาใช้กับหินธรรมชาติเช่นกัน



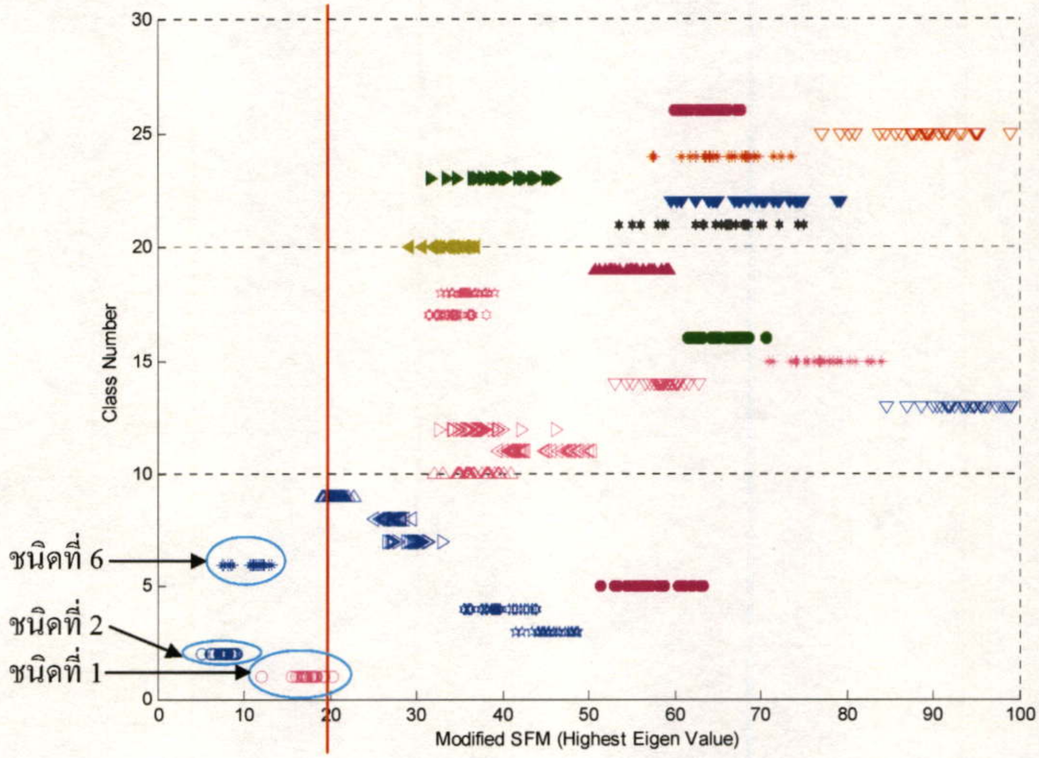
รูปที่ 4.3 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า Variance

เมื่อพิจารณาค่าเอสเอฟเอ็มจะพบว่าค่าหินแต่ละชนิด ให้ค่าเอสเอฟเอ็มที่ใกล้เคียงกัน และมีเพียงไม่กี่ชนิดที่มีค่าเอสเอฟเอ็มต่างกับชนิดอื่นๆ ดังนั้นเอสเอฟเอ็มจึงไม่เหมาะที่จะนำมาใช้งาน



รูปที่ 4.4 กราฟของค่าที่ได้จากการหาค่า เอสเอฟเอ็ม

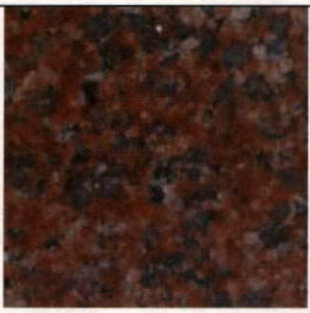
กราฟที่ได้จากเอสเอฟเอ็มประยุกต์นั้น สามารถแยกหินที่มีลักษณะของลายเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneous) ได้ ซึ่งหินที่มีลักษณะเช่นนี้ จะให้ค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์ที่น้อยกว่าหินที่มีลักษณะเป็นลวดลาย จากกราฟจะเห็นว่าหินชนิดที่ 1 2 และ6 มีค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์น้อยที่สุดเมื่อเทียบกับหินชนิดอื่นๆ และเมื่อพิจารณาลายของหินทั้งสามชนิดนี้จะพบว่าหินสามชนิดนี้มีลักษณะเหมือนกันคือมีลักษณะลายที่เป็นเนื้อเดียวกัน



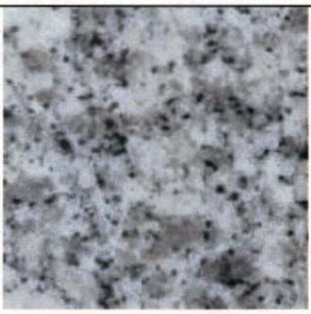
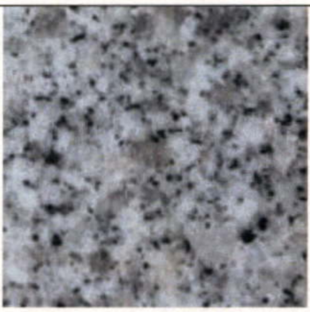
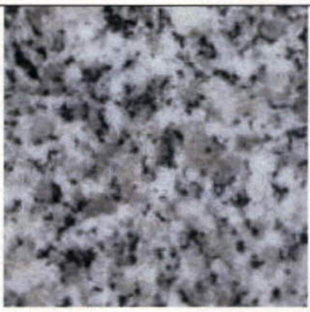
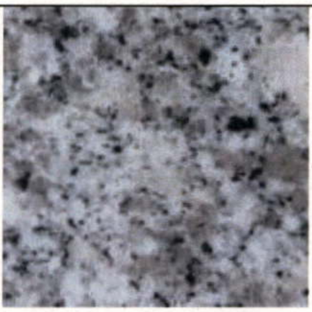
รูปที่ 4.5 กราฟที่ได้จากการหาค่า เอสเอฟเอ็มประยุกต์บนภาพที่ได้จากพีซีเอค่าไอเกนสูงสุด

กราฟที่ได้จากการหาค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนภาพที่ได้จากพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดยังสามารถแยกความแตกต่างของลวดลายของหินชนิดเดียวกันที่มีขนาดเม็ดหินหรือที่เรียกโดยทั่วไปว่าดอกของหิน (Granular) ได้อีกด้วย และเนื่องจากขนาดของดอกหินนั้นมีผลต่อราคาขายของหิน หินชนิดเดียวกันที่มีลักษณะดอกใหญ่จะมีราคาที่สูงกว่าหินชนิดเดียวกันที่มีลักษณะดอกเล็ก ผลการทดลองต่อในตารางที่ 2 จะแสดงให้เห็นถึงค่าของเอสเอฟเอ็มที่สามารถแยกความแตกต่างในหินชนิดเดียวกันแต่ขนาดดอกที่แตกต่างกันได้

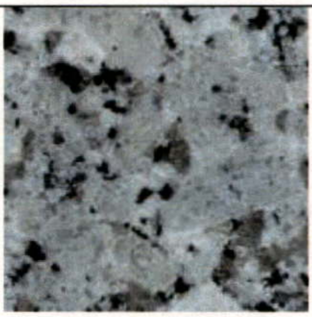
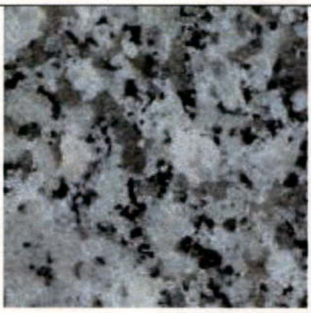
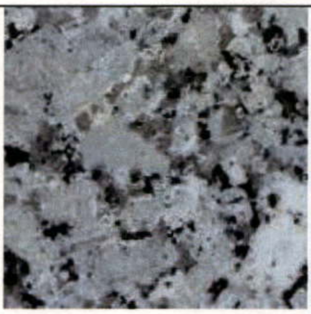
ตารางที่ 4.2 ค่าเอสเอฟเอ็มของหินที่มีขนาดดอกของหินแตกต่างกัน

หินที่มีลายขนาดใหญ่	หินที่มีลายขนาดเล็ก	ชื่อหิน
 SFM = 20.187	 SFM = 24.758	แดงอินเดีย
 SFM = 19.879	 SFM = 25.913	แดงอินเดีย
 SFM = 20.549	 SFM = 25.662	แดงอินเดีย
 SFM = 19.585	 SFM = 27.152	แดงอินเดีย

ตารางที่ 4.2(ต่อ)

หินที่มีลายขนาดใหญ่	หินที่มีลายขนาดเล็ก	ชื่อหิน
SFM = 50.629	SFM = 68.236	เทาจีน
 SFM = 51.207	SFM = 67.225	เทาจีน
 SFM = 57.377	 SFM = 64.017	เทาจีน
 SFM = 54.718	SFM = 59.768	เทาจีน

ตารางที่ 4.2(ต่อ)

หินที่มีลายขนาดใหญ่	หินที่มีลายขนาดเล็ก	ชื่อหิน
 SFM = 68.266	SFM = 94.264	ดอกท้อ
SFM = 73.271	SFM = 95.717	ดอกท้อ
SFM = 73.386	 SFM = 89.181	ดอกท้อ
SFM = 81.419	 SFM = 87.784	ดอกท้อ

ตารางที่ 4.2(ต่อ)

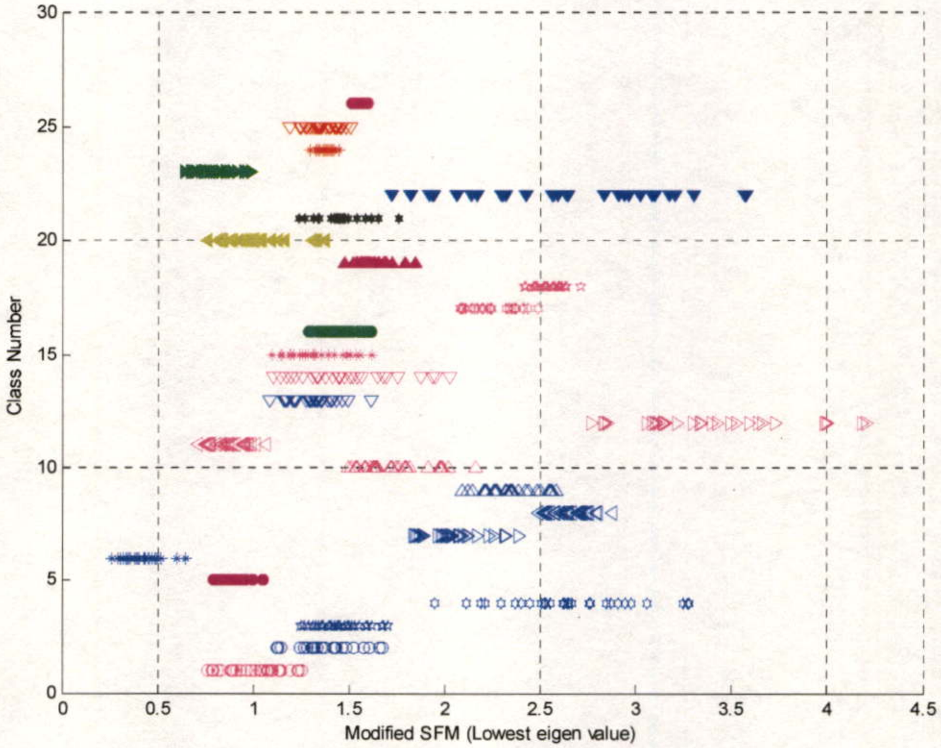
หินที่มีลายขนาดใหญ่	หินที่มีลายขนาดเล็ก	ชื่อหิน
SFM = 51.962	SFM = 64.464	ชมพูจีน
SFM = 53.155	SFM = 60.768	ชมพูจีน
SFM = 51.05	SFM = 63.617	ชมพูจีน
SFM = 51.88	SFM = 62.445	ชมพูจีน

ตารางที่ 4.2(ต่อ)

หินที่มีลายขนาดใหญ่	หินที่มีลายขนาดเล็ก	ชื่อหิน
SFM = 51.237	SFM = 57.888	ชมพูจีน

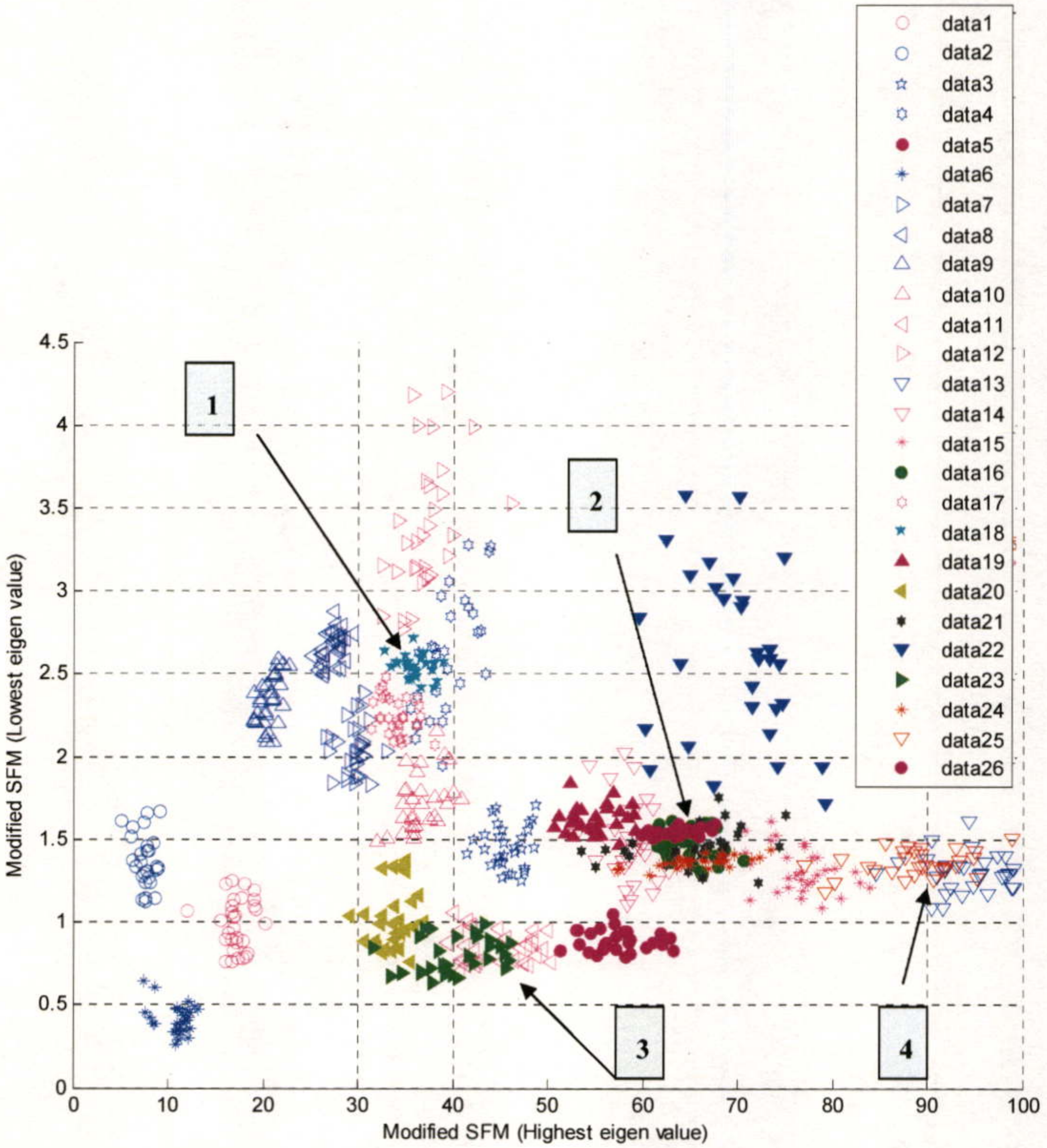
จากตารางที่ 4.2 พบว่าค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดเมื่อทำการคำนวนกับภาพหินที่มีขนาดลายต่างกัน จะให้ค่าที่ไม่เท่ากัน เช่นในหินแดงอินเดีย หินแดงอินเดียที่มีลายขนาดใหญ่ที่นำมาทดลองจะให้ค่าเอสเอฟเอฟเอ็มประยุกต์อยู่ระหว่าง 19.585 ถึง 20.549 ส่วนหินแดงอินเดียที่มีลายขนาดเล็กจะให้ค่าอยู่ระหว่าง 24.758 ถึง 27.152 ในหินเทาจีนที่มีลายขนาดใหญ่จะให้ค่าระหว่าง 50.629 ถึง 57.377 ส่วนหินเทาจีนที่มีลายขนาดเล็กจะให้ค่าระหว่าง 59.768 ถึง 68.236 ในหินดอกท้อที่มีลายขนาดใหญ่จะให้ค่าระหว่าง 68.266 ถึง 81.419 ส่วนในหินดอกท้อที่มีลายขนาดเล็กจะให้ค่าระหว่าง 87.784 ถึง 95.717 และในหินชมพูจีนที่มีลายขนาดเล็กจะให้ค่าระหว่าง 51.05 ถึง 53.155 ส่วนในหินชมพูจีนที่มีลายขนาดเล็กจะให้ค่าระหว่าง 57.888 ถึง 64.464 ดังนั้นค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดสามารถแยกแยะหินชนิดเดียวกันแต่มีขนาดดอกหินแตกต่างกันได้ โดยในหินชนิดเดียวกัน หินที่มีลายขนาดใหญ่จะให้ค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดน้อยกว่าหินที่มีลายขนาดเล็ก ซึ่งขนาดของดอกหินนั้นเป็นคุณสมบัติที่สำคัญอย่างหนึ่งในการแยกแยะชนิดของหิน เนื่องจาก หินชนิดเดียวกันที่มีดอกขนาดแตกต่างกันจะมีราคาที่แตกต่างกัน

เมื่อพิจารณากราฟที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนต่ำสุดจะพบว่าลักษณะภาพรวมของกราฟนั้นจะให้ผลที่แตกต่างกับกราฟที่ได้จากเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดและสามารถแยกชนิดของหินที่เอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดแยกไม่ได้ เช่นตัวอย่างในกลุ่มที่ 3 และกลุ่มที่ 4 ซึ่งได้ค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดที่ใกล้เคียงกันส่งผลให้มีข้อมูลบางตัวทับซ้อนกัน แต่เมื่อทำการสังเกตกราฟรูปที่ 4.6 จะเห็นว่าข้อมูลในกลุ่มที่ 3 และกลุ่มที่ 4 มีค่าแตกต่างกัน ดังนั้นข้อมูลที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนต่ำสุดจึงให้ความแตกต่างระหว่างชนิดของหินธรรมชาติที่แตกต่างออกไปได้



รูปที่ 4.6 กราฟที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนต่ำสุด

เมื่อนำค่าที่ได้จากเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดและต่ำสุดมาสร้างกราฟร่วมกันก็จะพบว่ากราฟที่ได้จากค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์ทั้งสองค่านี้สามารถแยกกลุ่มของหินออกเป็นชุดๆ ได้ แต่จากกราฟจะพบว่ายังมีหิน 4 กลุ่มที่อยู่รวมกัน กราฟที่ได้และรายละเอียดของหินที่อยู่รวมกันมีดังต่อไปนี้



รูปที่ 4.7 กราฟระหว่างเอสเอฟเอ็มประยุกต์บนพีซีเอค่าไอเกนสูงสุดและต่ำสุด

กลุ่มที่ 1 คือหินชนิดที่ 4 และ 18

กลุ่มที่ 2 คือหินชนิดที่ 5, 16, 21,และ 24

กลุ่มที่ 3 คือหินชนิดที่ 11 และ 23

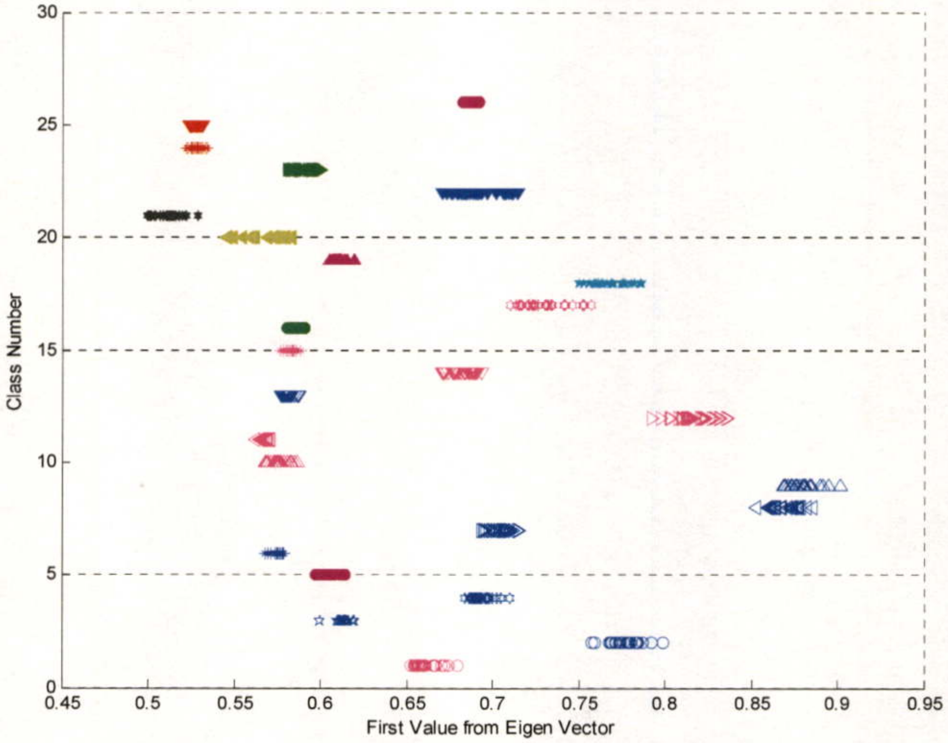
กลุ่มที่ 4 คือหินชนิดที่ 13 และ 25

ดังนั้นลักษณะเด่นเพียงสองตัวจึงไม่เพียงพอที่จะแยกแยะชนิดของหินธรรมชาติทั้ง 26 ชนิดได้ จึงจำเป็นต้องเพิ่มลักษณะเด่นเพื่อให้สามารถแยกแยะหินได้ เมื่อพิจารณาขั้นตอนการลดมิติของภาพด้วยวิธีการแปลงพีซีเอจะพบว่า นอกจากสามารถลดมิติของภาพได้แล้วนั้นยังมีข้อมูลของเวคเตอร์ไอเกนซึ่งจากการทดลองพบว่าหินแต่ละชนิดให้ค่าเวคเตอร์ไอเกนที่แตกต่างกัน ดังนั้น

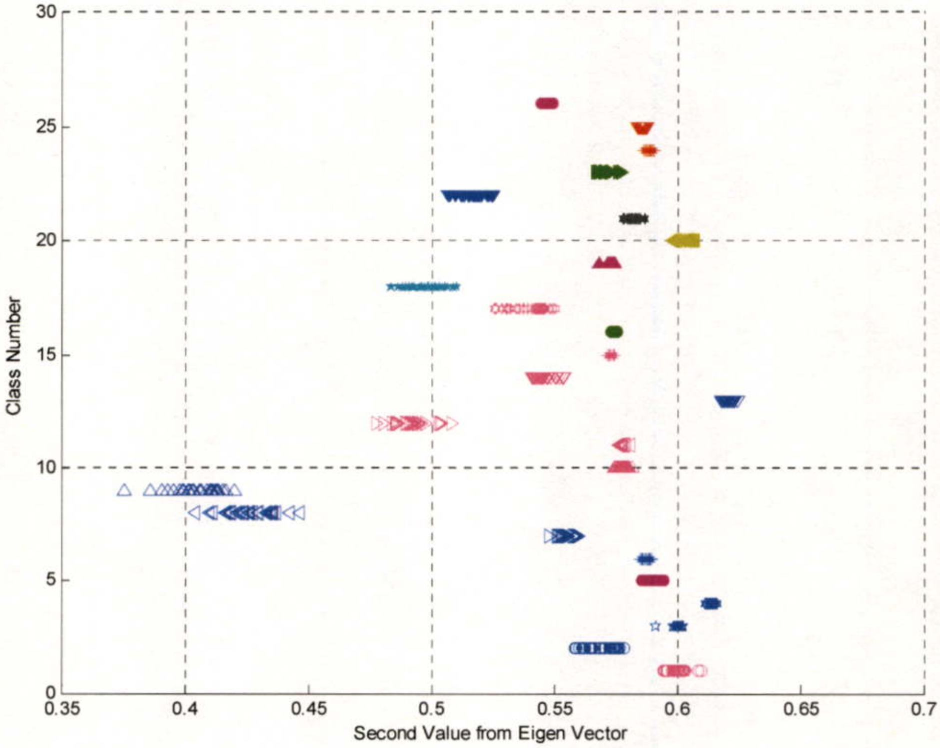
นอกจากค่าของเอสเอฟเอ็มประยุกต์ทั้งสองค่าแล้ว ค่าเวคเตอร์ไอเกนจึงเป็นลักษณะเด่นที่เหมาะสมกับข้อมูลหินธรรมชาตินี้เช่นกัน

ลักษณะเด่นที่ได้จากค่าเวคเตอร์ไอเกน (Eigen Vector)

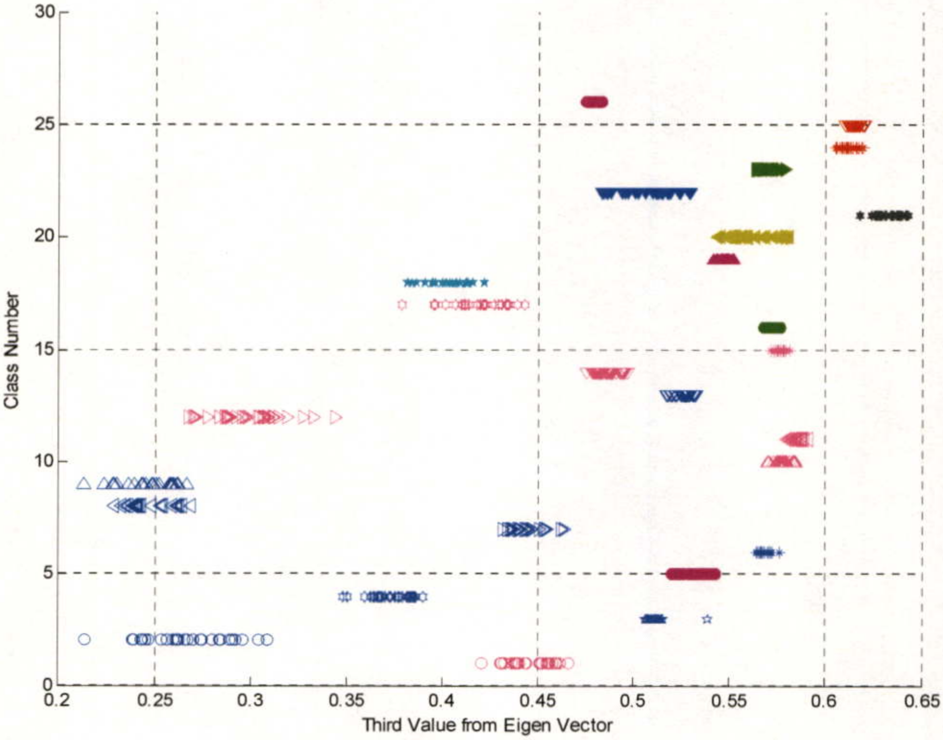
เมื่อทำการสังเกตที่ค่าเวคเตอร์ไอเกนที่ได้จากการแปลงพีซีเอของหินแต่ละกลุ่มพบว่า ในหินกลุ่มเดียวกัน จะให้เวคเตอร์ไอเกนที่ใกล้เคียงกัน และในหินต่างกลุ่มกันจะให้ค่าเวคเตอร์ไอเกนที่แตกต่าง ค่าเวคเตอร์ไอเกนในแต่ละกราฟ จะสามารถแยกแยะหินในแต่ละกลุ่มได้แตกต่างกัน ดังนั้นจึงนำค่าเวคเตอร์ไอเกนทั้ง 3 ค่า มาพิจารณาในการแยกแยะชนิดของหินร่วมกับการใช้ค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์ดังจะเห็นได้จากกราฟของเวคเตอร์ไอเกนทั้งสามกราฟ



รูปที่ 4.8 กราฟเวคเตอร์ไอเกนค่าแรก



รูปที่ 4.9 กราฟเวคเตอร์ไอเกนค่าที่สอง



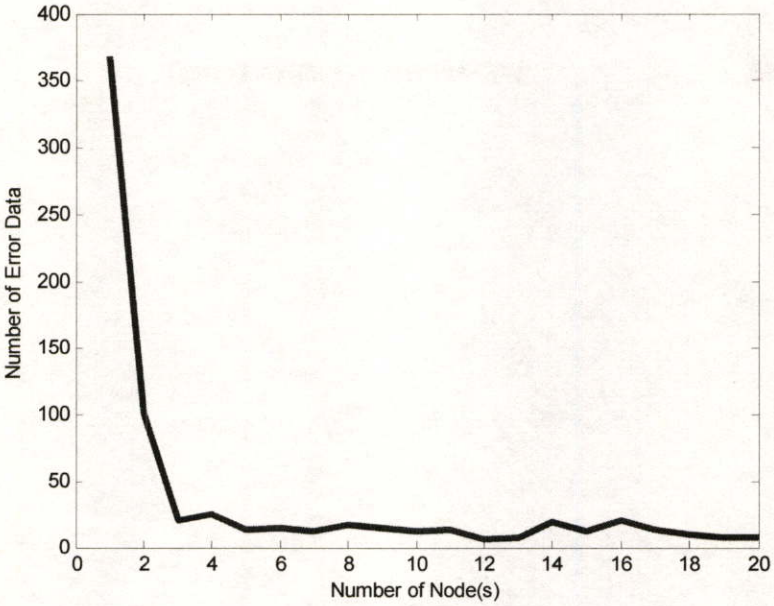
รูปที่ 4.10 กราฟเวคเตอร์ไอเกนค่าที่สาม

เมื่อได้ทำการหาค่าลักษณะเด่นต่างๆ จนครบแล้ว ก็จะทำการเลือกเอาลักษณะเด่น 5 ชนิด เพื่อใช้เป็นลักษณะเด่นในการแยกแยะชนิดของหินธรรมชาติ ลักษณะเด่นทั้ง 5 ชนิดก็คือ ค่าเอสเอฟเอ็มประยุกต์จากพีซีเอมิติที่ 1 ภาพขอบขอบพีซีเอมิติที่ 3 และค่าที่ได้จากเวคเตอร์ไอเกนทั้ง 3 ค่า โดยจะนำลักษณะเด่นทั้ง 5 ชนิดนั้นไปใช้เป็นข้อมูลอินพุทกับโครงข่ายประสาทเทียม

4.3 ขั้นตอนการแยกแยะข้อมูล (Recognition)

จากข้อมูลหินทั้งหมด 26 ชนิด ชนิดละ 30 ภาพ ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือ 1. กลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลในกลุ่มนี้จะประกอบด้วยภาพหินทั้ง 26 ชนิด ชนิดละ 10 ภาพ ข้อมูลชุดนี้จะเป็นข้อมูลที่กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการเรียนรู้ทั้งสิ้น 10,000 รอบ จากนั้นจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักของโหนดในโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละโหนด เพื่อนำไปใช้งานกับข้อมูลในกลุ่มทดสอบ 2. กลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลในกลุ่มนี้จะประกอบด้วยภาพหินทั้ง 26 ชนิด เช่นเดียวกันกับกลุ่มที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียม ชนิดละ 20 ภาพ ข้อมูลชุดนี้จะใช้ในการทดสอบความถูกต้องแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนต่อไปเป็นขั้นตอนที่ทำการทดสอบจำนวนโหนดที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลหินทั้ง 26 ชนิด การทดสอบจะเป็นการเปลี่ยนแปลงค่าโหนดในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้น (ชั้นที่ 1 และชั้นที่ 2) โดยในการทดสอบจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 แต่คงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 ไว้ เพื่อทดสอบจำนวนโหนดที่เหมาะสมกับชั้นซ่อนที่ 1 ผลที่ได้จากการหาจำนวนโหนดที่เหมาะสมสำหรับชั้นซ่อนที่ 1 จะมีดังต่อไปนี้



รูปที่ 4.11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนโหนดและข้อมูลที่รู้จำผิดพลาดของชั้นซ่อนที่ 1

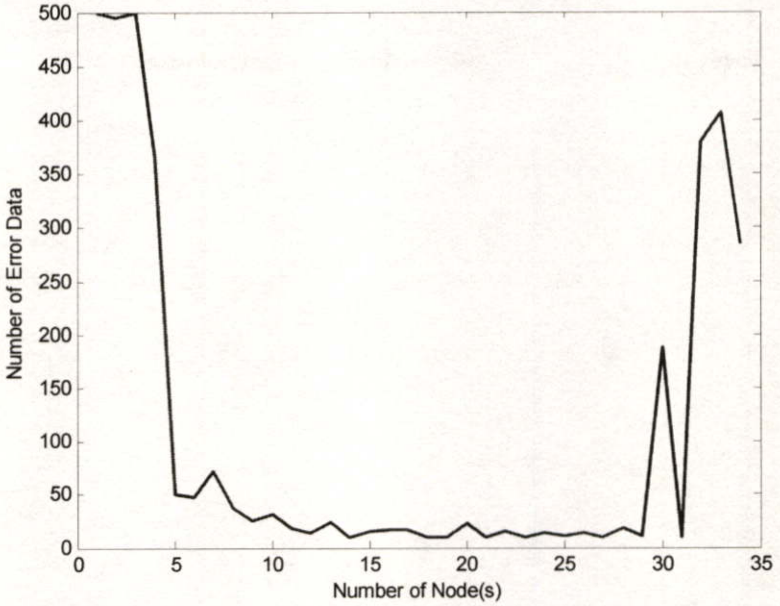
ตารางที่ 4.4 แสดงค่าความผิดพลาดเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงโหนดในชั้นซ้อนที่ 2

จำนวนโหนด ในชั้นซ่อนที่ 2	ค่าRMS	เวลาที่ใช้ในการสอน (นาที)	จำนวนข้อมูลที่รู้จำผิดพลาด	เปอร์เซ็นความผิดพลาด
1	0.19231	0.30	500	96.15
2	0.192309	0.35	495	95.19
3	0.192309	0.40	500	96.15
4	0.170899	0.43	366	70.38
5	0.103152	0.45	50	9.62
6	0.088401	0.49	48	9.23
7	0.103985	0.50	72	13.85
8	0.070866	0.53	38	7.31
9	0.042759	0.57	25	4.81
10	0.041444	1.01	32	6.15
11	0.028982	1.03	18	3.46
12	0.016521	1.07	14	2.69
13	0.021156	1.15	24	4.62
14	0.017275	1.20	10	1.92

ตารางที่ 4.4(ต่อ)

จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2	ค่าRMS	เวลาที่ใช้ในการสอน (นาที)	จำนวนข้อมูลที่รู้จำผิดพลาด	เปอร์เซ็นความผิดพลาด
15	0.017563	1.26	15	2.88
16	0.017147	1.32	17	3.27
17	0.015344	1.38	17	3.27
18	0.015812	1.44	9	1.73
19	0.016018	1.51	10	1.92
20	0.015283	2.00	23	4.42
21	0.014168	2.09	10	1.92
22	0.013874	2.16	15	2.88
23	0.011872	2.28	10	1.92
24	0.013212	2.34	14	2.69
25	0.011782	2.44	11	2.12
26	0.016089	2.55	14	2.69
27	0.013738	2.63	10	1.92
28	0.013187	2.71	18	3.46
29	0.012691	2.80	11	2.12
30	0.116024	2.89	188	36.15
31	0.015406	3.00	10	1.92
32	0.167819	3.13	380	73.08
33	0.176426	3.22	407	78.27
34	0.144046	3.35	284	54.62

จากตารางที่ 4.4 พบว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 ซึ่งมีความผิดพลาดในการรู้จำน้อยที่สุดคือจำนวน 18 โหนด ดังนั้นจำนวนโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับข้อมูลจะมีรายละเอียดดังนี้ จำนวนโหนดอินพุท คือ 5 (จากค่าลักษณะเด่น 5 ค่า) จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 คือ 12 จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 คือ 18 และเอาท์พุทคือ 26 (ชนิดหินทั้งหมด 26 ชนิด)



รูปที่ 4.12 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนโหนดและข้อมูลที่รู้จำผิดพลาดของชั้นซ่อนที่ 2

ตารางที่ 4.5 ผลการรู้จำจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

กลุ่มหิน	FAR	FRR	ชื่อหิน
1	0	0	ทาวเวอร์ทีน
2	0	0	ทรายลายไม้
3	0	0	ชมพูจีน
4	0	0	กรวดสี
5	10%	0	ขาวเทาลายจุด
6	0	0	ทรายขาว
7	0	0	ส้มหนองบัว
8	0	0	แดงแอฟริกัน
9	0	0	แดงอินเดียดอกเล็ก
10	0	0	เมอร์รีโกล
11	0	0	กรวดขาวดำ
12	0	0	แดงอินเดียดอกใหญ่
13	0	10%	ปุยฝ้าย
14	0	25%	บาร์รอนคิวบา
15	0	0	น้ำตาลคลาสสิก
16	0	0	เทาจีน

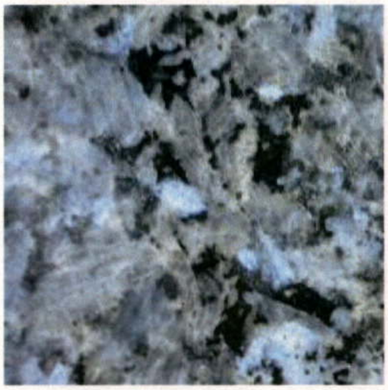
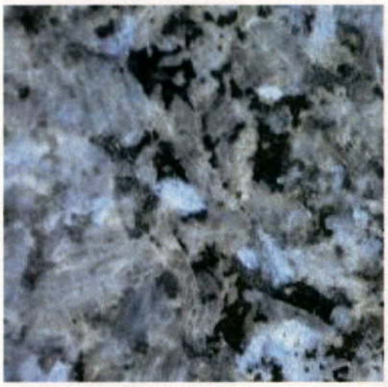
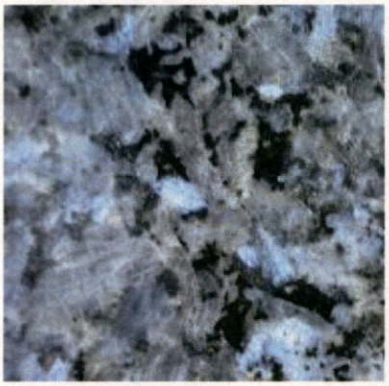
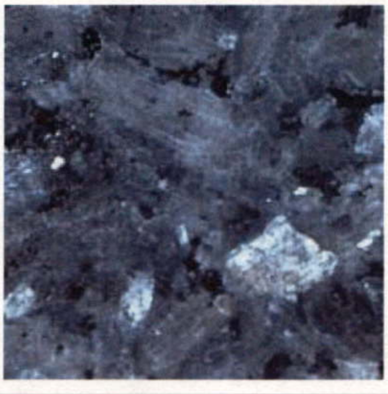
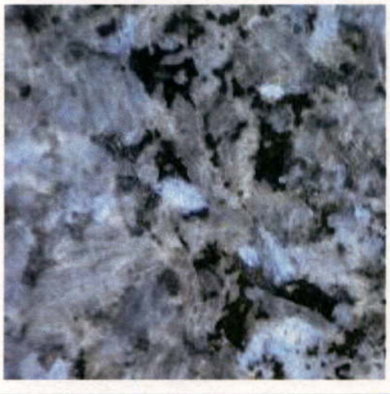
ตารางที่ 4.5(ต่อ)

กลุ่มหิน	FAR	FRR	ชื่อหิน
17	0	0	ส้มเข้ม
18	0	0	ส้มอินเดีย
19	0	0	ซากุระ
20	0	0	ดำจุดทอง
21	0	0	บลูเพิร์ล
22	0	0	ซันเซ็ทเบจ
23	0	0	ไวท์กาแลคซี
24	10%	0	เขียวมรกต
25	0	10%	ดอกท้อ
26	25%	0	มาฮ็อกกานี

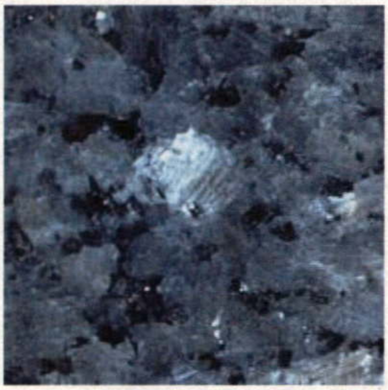
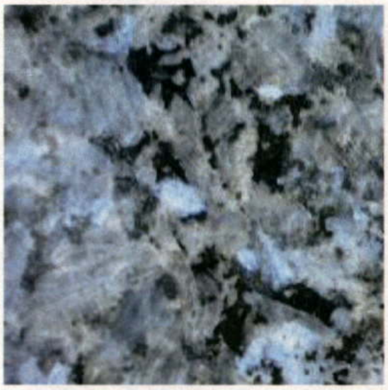
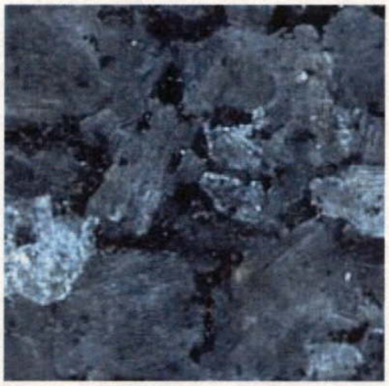
ตารางที่ 4.5 ทำการหาค่าความผิดพลาดในสองลักษณะคือ ความผิดพลาดในกรณีที่ปฏิเสธข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มหรือค่า Fault Rejection Rate (FRR) และความผิดพลาดในกรณีที่ตอบรับข้อมูลที่ไม่อยู่ในกลุ่มหรือค่า Fault Acceptance Rate (FAR) จากข้อมูลในตารางข้างต้นผลจากการรู้จำของระบบ ในกลุ่มที่ 5 และกลุ่มที่ 13 ภาพของหินในกลุ่มที่ 13 จำนวน 2 ภาพจากทั้งกลุ่ม 20 ภาพ ระบบทำการรู้จำผิดพลาดไปอยู่ในกลุ่มที่ 5 ส่วนในกลุ่มที่ 14 และกลุ่มที่ 26 ภาพของหินในกลุ่มที่ 14 จำนวน 5 ภาพจากทั้งกลุ่ม 20 ภาพ ระบบทำการรู้จำผิดพลาดไปอยู่ในกลุ่มที่ 26 และในกลุ่มที่ 24 และกลุ่มที่ 25 ภาพของหินในกลุ่มที่ 25 จำนวน 2 ภาพจากทั้งกลุ่ม 20 ภาพ ระบบทำการรู้จำผิดพลาดไปอยู่ในกลุ่มที่ 24

จากข้อมูลข้างต้น เป็นข้อมูลของหินแต่ละชนิดที่มีอยู่ในขั้นตอนการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นขั้นตอนต่อไปจะเป็นขั้นตอนการทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับชุดข้อมูลที่มาจากแหล่งอื่นๆ ซึ่งภาพเหล่านั้นถูกเก็บในสภาวะแวดล้อมที่แตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับผู้จัดเก็บ ดังนั้นผลของภาพที่ได้อาจจะมีค่าสีหรือแสงที่แตกต่างกับกลุ่มที่ทำการจัดเก็บในงานวิจัยซึ่งควบคุมสภาวะแวดล้อมให้มีความใกล้เคียงกัน หินจากแหล่งอื่นๆสามารถแบ่งออกเป็นกลุ่มใหญ่ได้ดังนี้ กลุ่มที่ 1 คือกลุ่มของหินชนิดเดียวกับหินที่มีอยู่ในขั้นตอนการสอนระบบ และกลุ่มที่ 2 คือหินชนิดที่ไม่มีอยู่ในขั้นตอนการสอนระบบ เพื่อใช้ในการทดสอบถึงประสิทธิภาพในการแยกแยะเมื่อใช้ร่วมกับภาพที่ไม่ถูกควบคุมสภาวะแวดล้อม

ตารางที่ 4.6 ภาพหินบลูเพิร์ลที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้

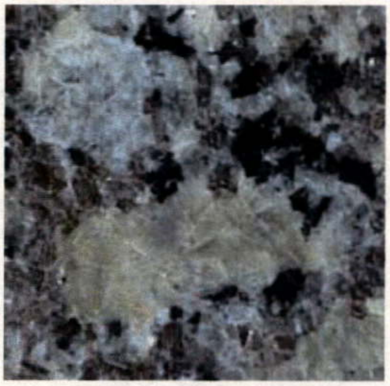
ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ
	
	
	
	

ตารางที่ 4.6(ต่อ)

ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ
	
	

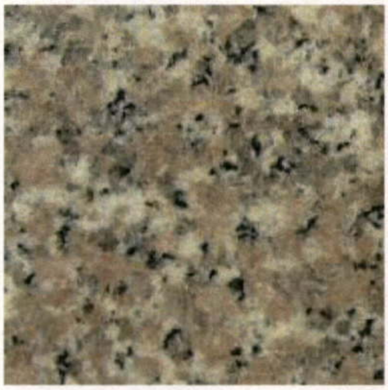
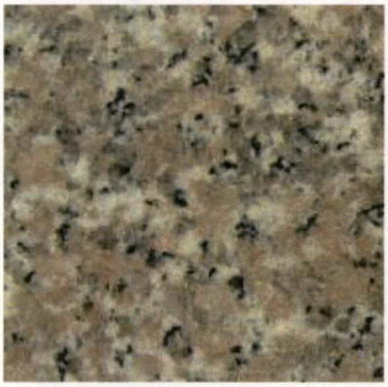
จากภาพในตารางที่ 4.6 ภาพที่นำมาทดสอบทั้งหมดจะเป็นหินบลูเพิร์ล ถูกจัดเก็บในสภาวะแวดล้อมที่แตกต่างกับหินบลูเพิร์ลในกลุ่มที่ 21 ซึ่งใช้ในการสอนและทดสอบโครงข่ายประสาท จะสังเกตได้ว่าภาพที่ได้นั้นมีสีและแสงที่แตกต่างกับหินในกลุ่มที่ 21 ผลที่ได้นั้นโครงข่ายประสาทสามารถแยกแยะชนิดได้ถูกต้อง

ตารางที่ 4.7 ภาพหินเขียวมรกตที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้

ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ
	

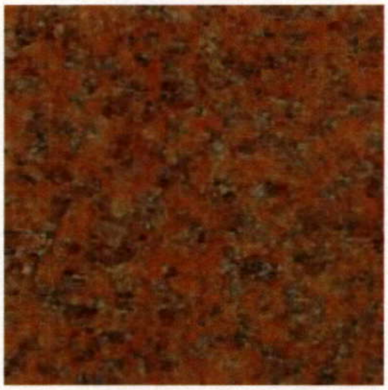
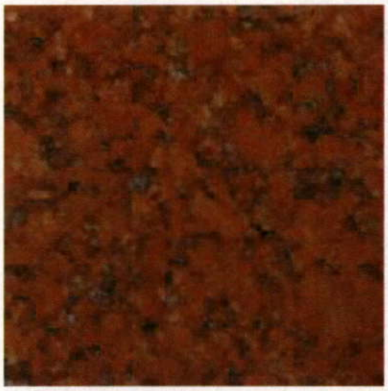
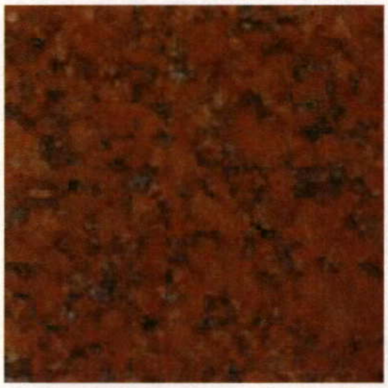
จากภาพในตารางที่ 4.7 ภาพหินเขียวมรกตที่นำมาจากแหล่งอื่น จากภาพจะสังเกตเห็นความแตกต่างในด้านของแสงและความเข้มของสีที่แตกต่างจากภาพของหินเขียวมรกตที่ถูกจัดเก็บในงานวิจัยในกลุ่มที่ 24 ผลการแยกแยะพบว่าโครงข่ายประสาทสามารถแยกแยะหินทั้ง 3 ภาพได้ถูกต้อง

ตารางที่ 4.8 ภาพหินชมพูจีนที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้

ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ
	
	

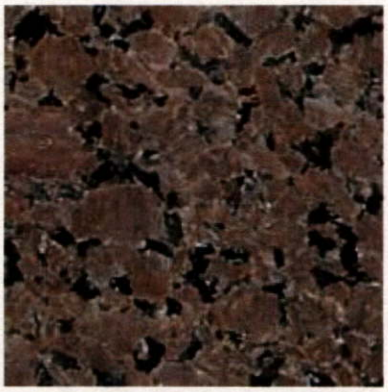
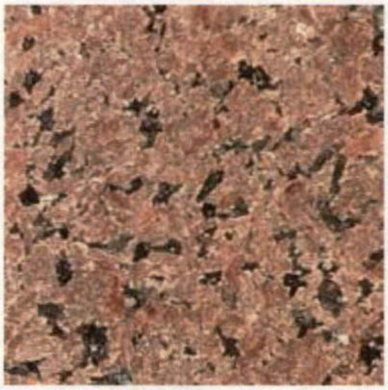
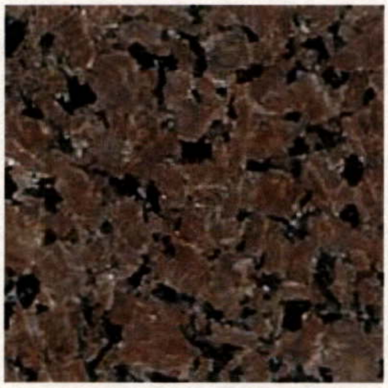
ผลจากตารางที่ 4.8 แสดงให้เห็นว่าภาพหินชมพูจีนที่นำมาจากแหล่งอื่นให้สีที่แตกต่างจากภาพหินชมพูจีนที่ใช้ในงานวิจัยในกลุ่มที่ 3 แต่เมื่อสังเกตที่ลวดลายพบว่า ลวดลายของทั้งสองกลุ่มมีความใกล้เคียงกันมาก ผลการแยกแยะที่ได้ แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทสามารถแยกหินกลุ่มนี้ได้ถูกต้อง

ตารางที่ 4.9 ภาพหินแดงอินเดียที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้

ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ
	
	

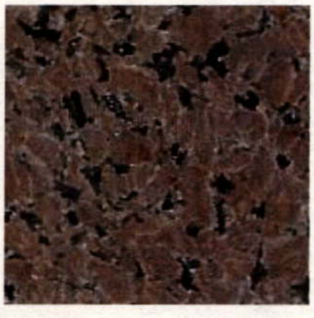
ผลจากตารางที่ 4.9 แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถแยกแยะหินแดงอินเดียดอกเล็กที่ถูกจัดเก็บในสภาวะแวดล้อมที่แตกต่างกันในด้านแสงและสีได้ ภาพของหินแดงอินเดียที่นำมาทดสอบถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มที่ 9 ซึ่งก็คือหินชนิดแดงอินเดียเช่นเดียวกัน

ตารางที่ 4.10 ภาพหินมาฮ็อกกานีที่นำมาจากแหล่งอื่นกับกลุ่มหินที่โครงข่ายประสาทแยกแยะได้

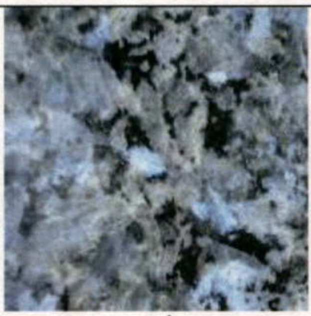
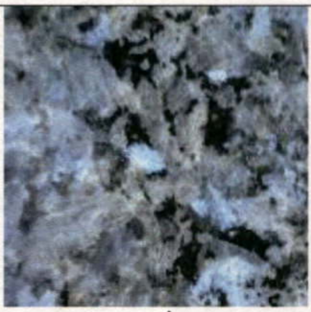
ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ
	
	

จากหินมาฮ็อกกานี่จากแหล่งอื่นทั้งหมด 3 ภาพ โครงข่ายประสาทสามารถแยกแยะได้ถูกต้อง 2 ภาพดังตารางที่ 4.10 แต่เนื่องจากความแตกต่างกันระหว่างภาพที่ได้จากแหล่งอื่น และภาพที่นำมาสอนให้กับระบบส่งผลให้การแยกแยะเกิดความผิดพลาดขึ้น ดังตารางที่ 4.11 หินมาฮ็อกกานีภาพหนึ่ง ถูกจัดให้อยู่กลุ่มเดียวกับหินบาร์รอนคิวบา ซึ่งมีลักษณะใกล้เคียงกับหินมาฮ็อกกานี่

ตารางที่ 4.11 ภาพหินมาฮ็อกกานี่จากแหล่งอื่นที่โครงข่ายแยกแยะผิดพลาด

ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ	ชนิดของหินที่ถูกต้อง
	กลุ่มที่ 14	กลุ่มที่ 26

ตารางที่ 4.12 ภาพหินดำจุดทองที่นำมาจากแหล่งอื่นเทียบกับหินที่ระบบแยกแยะได้

ภาพที่นำมาทดสอบ	ชนิดของหินที่ระบบแยกแยะ	ชนิดของหินที่ถูกต้อง
	 กลุ่มที่ 21	กลุ่มที่ 20
	กลุ่มที่ 21	กลุ่มที่ 20
	 กลุ่มที่ 21	กลุ่มที่ 20

ผลจากตารางที่ 4.12 แสดงให้เห็นว่าภาพหินดำจุดทองที่ถูกจัดเก็บจากแหล่งอื่นนั้นมีความแตกต่างกับภาพหินดำจุดทองที่จัดเก็บโดยควบคุมสภาวะแวดล้อม จึงส่งผลให้ระบบประสาทแยกแยะได้ผิดพลาดทั้ง 3 ภาพ

บทที่ 5

สรุปและวิจารณ์ผลการทดลองและแนวทางในการพัฒนา

5.1 สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง

วิธีการในการแยะแยะลักษณะลวดลายพื้นผิวของหินธรรมชาติในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้แสดงให้เห็นถึง ประสิทธิภาพของการประยุกต์ใช้เอสเอฟเอ็มร่วมกับพีซีเอที่สามารถดึงลักษณะเด่นของข้อมูลภาพที่แตกต่างกันในแต่ละกลุ่มข้อมูลหินได้ ซึ่งเมื่อทำการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นวิธีในการแยกแยะที่มีประสิทธิภาพวิธีหนึ่ง มาแยกแยะกลุ่มข้อมูลของหินธรรมชาติ โดยที่ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลลักษณะเด่นทั้ง 5 ชุดข้อมูลที่ได้จากการหาเอสเอฟเอ็มประยุกต์และพีซีเอ ผลการทดลองได้แสดงให้เห็นว่าระบบการแยกแยะข้อมูลที่ประกอบด้วยทฤษฎีต่างๆ ดังกล่าว สามารถแยกแยะความไม่แน่นอนของลวดลายพื้นผิวของหินธรรมชาติได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลในส่วนของค่า FR และ FA นั้นมีเพียงข้อมูลจำนวน 14 ข้อมูลจากทั้งหมด 520 ข้อมูลที่ผิดพลาด และเมื่อทำการทดสอบด้วยข้อมูลที่มีแหล่งที่มาที่แตกต่างกัน พบว่ามีทั้งข้อมูลที่สามารถจัดได้อย่างถูกต้องและไม่ถูกต้อง เมื่อสังเกตที่ภาพของข้อมูลเหล่านั้นพบว่า ขั้นตอนการจัดเก็บข้อมูลนั้นมีผลกระทบต่อการแยกแยะ กล่าวคือ ค่าการปรับสมดุลขาว (White Balance) ของกล้อง, ระยะห่างจากกล้องกับพื้นผิว ล้วนมีผลต่อภาพที่ได้จากการจัดเก็บและผลการแยกแยะ การทดสอบข้อมูลที่โครงข่ายประสาทเทียมไม่รู้จักหรือไม่ถูกสอนนั้นพบว่า กลุ่มข้อมูลมีทั้งข้อมูลที่จัดได้ใกล้เคียงกับกลุ่มที่ถูกสอย และข้อมูลที่แตกต่างกับกลุ่มสอนอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งจะสรุปได้ว่า ระบบนี้จำเป็นต้องทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมทุกครั้งที่มีการเพิ่มชนิดของหินธรรมชาติ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะไม่รู้จักข้อมูลที่ไม่ได้สอน

5.2 แนวทางในการพัฒนา

เนื่องจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้พบข้อจำกัดของระบบในเรื่องของ ค่าการปรับสมดุลขาวของกล้อง ระยะห่างของกล้องกับพื้นผิว และข้อจำกัดในด้านของข้อมูลไม่ได้ถูกสอนให้กับระบบ ดังนั้น ในการพัฒนาต่อไปก็จะเป็นการหาทฤษฎีหรือวิธีการที่จะสามารถกำจัดข้อจำกัดต่างๆ เหล่านี้ได้ หรืออาจทำการเพิ่มลักษณะเด่นที่มีประสิทธิภาพมากขึ้นให้กับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้สามารถแยกแยะชนิดของหินที่เพิ่มขึ้นต่อไปได้

เอกสารอ้างอิง

[1] R.C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall, 2001

[2] McAndrew, An Introduction to Digital Image Processing with Matlab, Thomson, 2004

[3] ผศ.ดร.สมเกียรติ อุดมหรรษากุล, การประมวลผลภาพเบื้องต้น, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

[4] S. Arivazhagan, L. Ganesan, "COLOR Texture classification using wavelet transform", **Computational Intelligence and Multimedia Applications**, 2005, pp. 315-320.

[5] R.M. Haralick, K. Shanmugam, I.Dinstein, "Texture features for image classification", **IEEE Transactions on System Man Cybernatics**, Vol.8, No.6, 1973, pp. 610-621.

[6] Mehrdad Jabbarzadeh Gangeh, Michel Bister, Madasu Hanmandlu, "Multiresolution eigenimages for texture classification", **Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004**, ICASSP 2004, pp. 829-832.

[7] Topi Mäenpää, Matti Pietikää, "Classification with color and texture: jointly or separately", **Pattern Recognition**, Vol. 37, 2004, pp. 1629-1640.

[8] Victor Debrunner, Madhavi Kadiyala, "Texture Classification using wavelet transform", **Circuits and Systems**, Vol.2, 1999, pp.1053-1056.

[9] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark H. Beale, "Neural Network Design", PWS Publishing, 1996

[10] นายวิทยา พรพัชรพงศ์, การวิเคราะห์ข้อมูล จปฐ.ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม, http://www.cdd.go.th/itcenter/ , 21 มกราคม 2551

[11] Sirapat Chiewchanwattana, พื้นฐานและการนิยามข่ายงานประสาทเทียม, http://cskku.kkh.go.th/document/nn/01.Slide%20of%20Teacher/chapter1-basics.pdf, 29 มกราคม 2551.

[12] เอกรินทร์ แซ่เฮ้ง, โครงข่ายประสาทเทียมกับการประยุกต์ใช้งาน, http://ba.northbkk.ac.th/download/File_PDF/neural_network1.pdf, 30 มกราคม 2551

[13] Asst. Prof. Dr. Montri Karnjanadecha, Edge Dectection, http://fivedots.coe.psu.ac.th/~montri/Teaching/240-373/Chapter8.pdf, 25 มกราคม 2551

[14] นันทพงศ์ แหยมแสง, วิทยานิพนธ์ การวัดและการประเมินผลคุณภาพของภาพบีบอัด (Compressed image quality evaluation), วพ. น418ก 2550

[15] N. Yamsang and S. Udomhunsakul, "Influence of SFM to Objective assessment of compressed image", **International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering**, April 2007, pp. 704-709.

[16] ประสิทธิ์ จันเสรีกร,หนังสือคู่มือ การใช้กล้อง SLR และเทคนิคการวัดแสงฉบับสมบูรณ์, อิเมจ โฟกัส, 2549

[17] http://www.mathworks.com

[18] Nayer Wanas, Gasser Auda, Mohamed S. Kamel,Fakhreddine Karray, "ON THE OPTIMAL NUMBER OF HIDDEN NODES IN A NEURAL NETWORK", **Electrical and Computer Engineering**, Vol. 2, 1998, pp.918-921.

[19] Lindsay I Smith, "A tutorial on Principal Components Analysis", 2002

[20] Steven Walczak, Narciso Cerpa, "Heuristic principles for the design of artificial neural networks", **Information and Software Technology** 41, 1999, pp. 107-117.

ภาคผนวก

ภาพตัวอย่างของหินแต่ละชนิด ชนิดละ 5 ภาพ จากทั้งหมดชนิดละ 30 ภาพ

หินทาวเวอร์ทีน

หินทรายลายไม้

หินชมพูจีน

หินกรวดสี

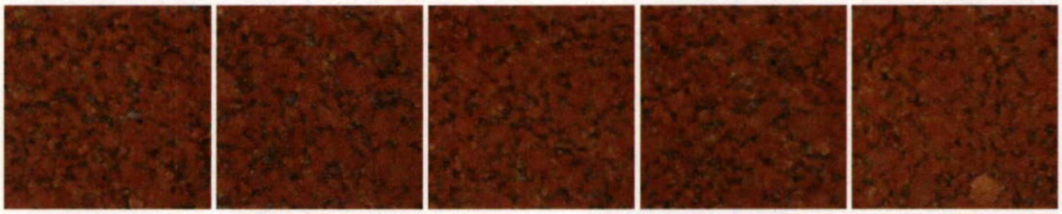
หินขาวเทาลายจุด

หินทรายขาว

หินส้มหนองบัว

หินแดงแอฟริกัน

หินแดงอินเดียดอกเล็ก



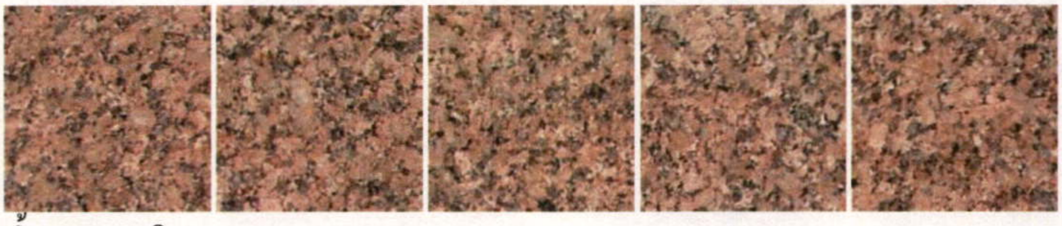
หินเมอร์รีโกล

หินกรวดขาวดำ

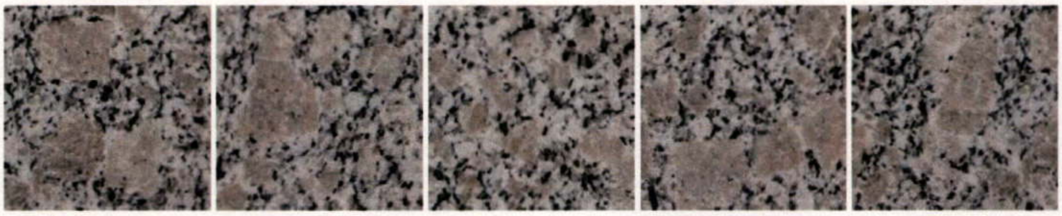
หินแดงอินเดียดอกใหญ่

หินปุยฝ้าย

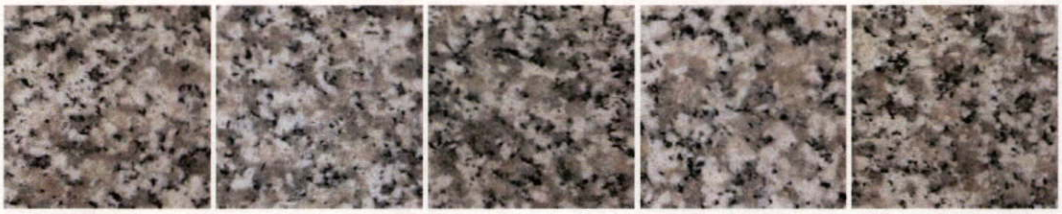
หินบาร์รอนคิวบา



น้ำตาลคลาสสิก

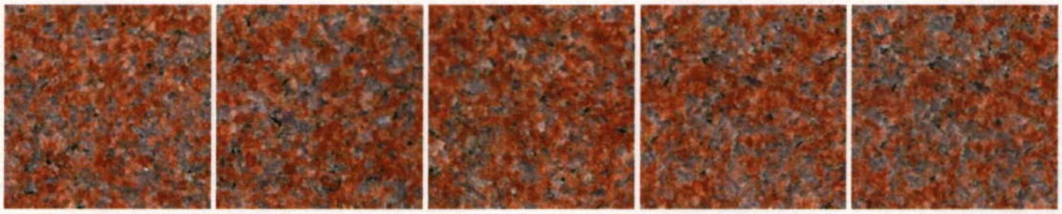


เทาจีน



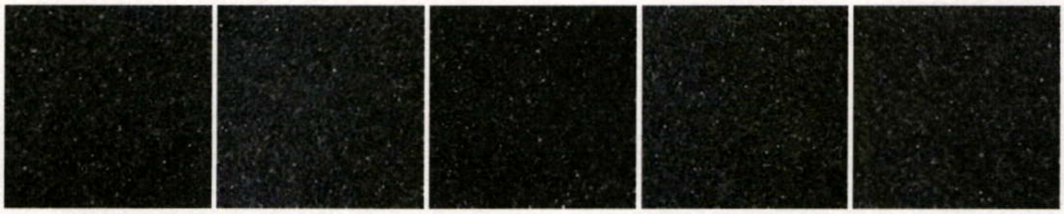
ส้มเข้ม

ส้มอินเดีย

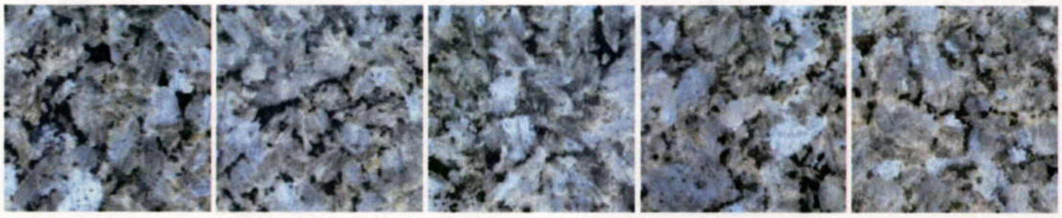


ซากุระ

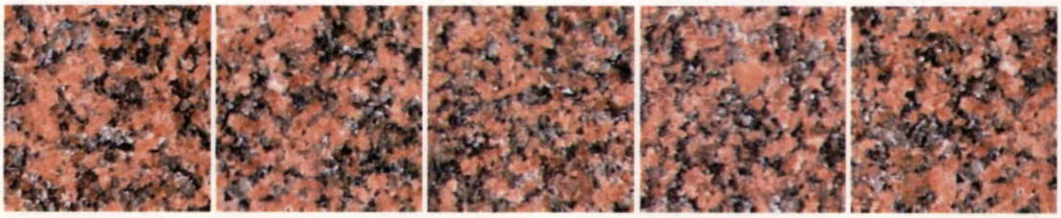
ดำจุดทอง



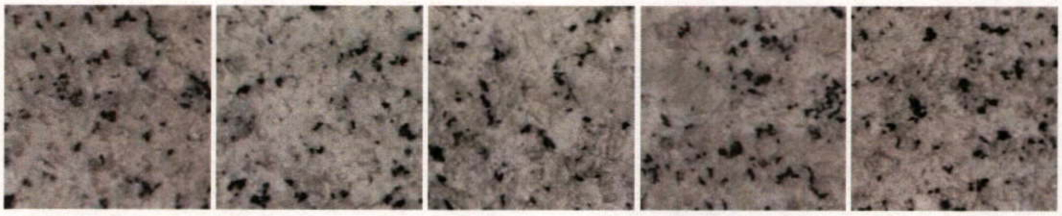
บลูเพิร์ล



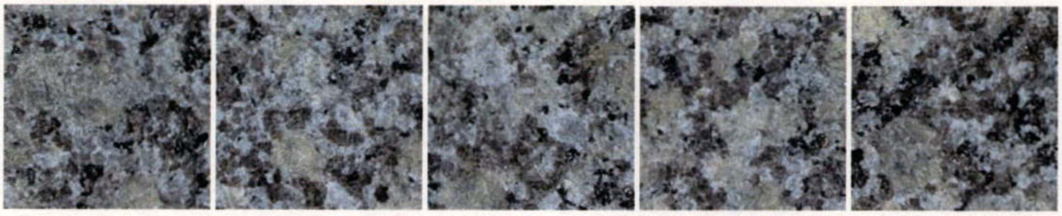
ซันเซ็ทเบจ



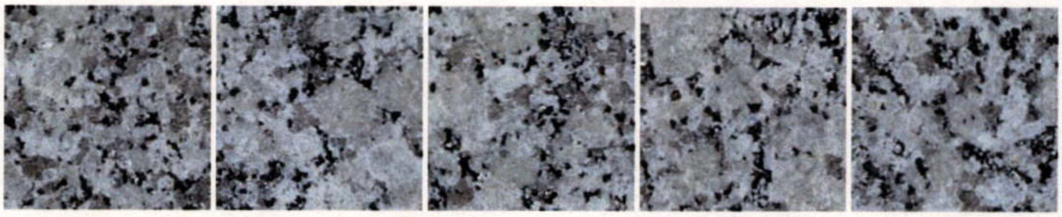
ไวท์กาแลคซี



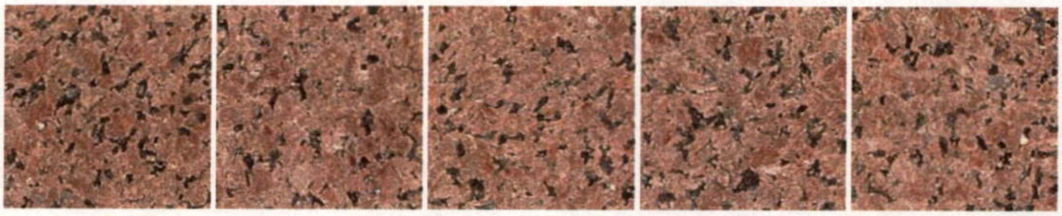
เขียวมรกต



ดอกท้อ



มาฮ็อกกานี



ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

1. Tossaporn Kachanubal and Somkait Udomhunsakul, "Rock images classification using Principle Component Analysis and Spatial Frequency Measurement", *Photonic Asia 2007, Electronic Imaging and Multimedia Technology V*, Proceeding of SPIE, Vol. 6833, 683314.
2. Tossaporn Kachanubal and Somkait Udomhunsakul, "Rock Textures Classification Based on Textural and Spectral Features", *World Congress on Science, and Engineering and Technology (WCSET-XXIX),* (Accepted).

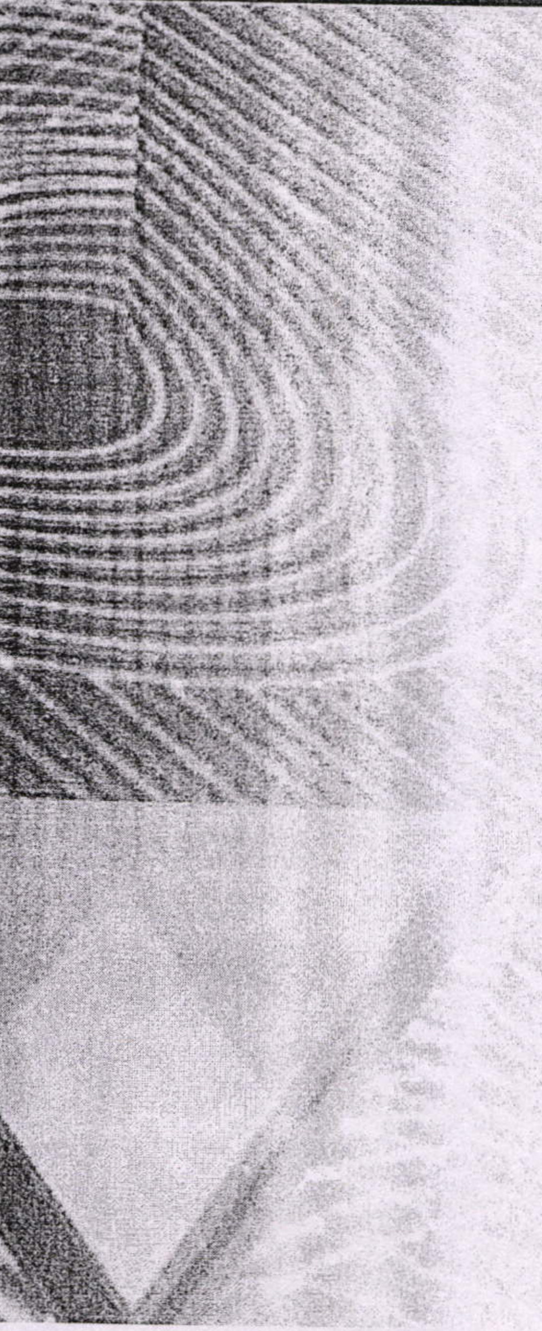
Technical Program

SPIE/COS Photonics Asia

Showcasing Photonics and Optical Technologies and Applications

Conferences · Exhibition

11–15 November 2007 · Jiuhua Grand Convention and Exhibition Center · Beijing, China



- High Power Lasers
- Semiconductor Lasers and Applications
- Materials, Devices and Sensors for Sensing and Imaging
- Optics in Health Care and Biomedical Optics
- Solar Energy Technology and Solid State Lighting
- MEMS and Nano Technologies and Applications
- Optical Data Storage
- Information Optics and Nonlinear Optics
- Advanced Microlithography
- Infrared Technologies
- Electronic Imaging
- Holography
- Optical Design and Testing

Sponsored by:

SPIE

Chinese Optical Society (COS)

Rock images classification using Principle Component Analysis and Spatial Frequency Measurement

Tossaporn Kachanubal and Somkait Udomhunsakul
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
Faculty of Engineering, Information Engineering Department
Bangkok, Thailand
Email: mocrosoft@gmail.com, kusomkai@kmitl.ac.th

ABSTRACT

Since the natural rocks have quite different textures even they are in the same class, it is very difficult and challenging task to classify each type of natural rocks. In this paper, we present a method to classify each type of rocks using the modified version of Spatial Frequency Measurement (SFM). In our approach, each type of color rock images are firstly transformed into two dimensional intensity features, obtained from the highest and lowest eigenvalues of the Principle Component Analysis (PCA). The highest and lowest eigenvalues are corresponded to the most and least significant feature components. Next, the textural contents of each component are measured using the modified version of SFM, which measures all overall activity level of each component in two directions including vertical, horizontal directions by shifting one by one pixel for two-neighborhood pixels in both direction. Before applying modified version of SFM, the edge detection operator, Sobel operator, is applied to the most significant component only. After applying the modified version of SFM to both components, two textural features are used to define each type of rock. In our experiments, we test our approach to classify on 14 different classes of rock textures, each class has 30 samples. From the results, we found that the scatter plots of each type of rock features are obviously grouped and stuck together in the same class while the different classes are clearly separated.

Keywords: Stone Recognition, Texture Recognition, SFM.

1. INTRODUCTION

Texture classification plays an important role in many applications such as medical, sensing, and industrial. In stone industry, stone texture is important to classify each type of stones due to their properties and prices are various. To identify the type, it needs the experts or experienced persons. However, some of stone textures are very similar. These could lead to fault identification.

Natural stone are widely used for building decoration. So rock classification is quite demanding in industrial field. The classification of natural color rock image textures is a difficult task because rock texture in many cases is non-homogeneous and strongly directional, unlike most of the Brodatz textures. In addition, the granular size of the texture varies significantly in some rock types [2]. In general, rock texture classification can be classified into textural and spectral features. There are the former methods that extract the statistical properties from textural intensity, while some of the other considering about color of texture [3]. Lately, the methods based on co-occurrence matrices have been introduced. However, the calculation time of those still cost high.

This research work is simply focused on textural feature classification due to the human perception has been found to be sensitive to textural features. Our proposed approach, we define each type of textural rock features using the modified version of the Spatial Frequency Measurement (SFM) on the most significant and least components of each rock texture. PCA is used to convert R-G-B band of color rock image into PCA bands and we select the highest and the lowest eigenvalue bands of them to represent the most prominent and least significant components of each rock texture. To test the performance of our proposed approach, we test on 14 different classes of rock textures, each class has 30 samples. Our approach yields promising result. Therefore, our approach leads to an effective method for rock texture classification.

Electronic Imaging and Multimedia Technology V, edited by Liwei Zhou, Chung-Sheng Li, Minerva M. Yeung
Proc. of SPIE Vol. 6833, 683314, (2007) · 0277-786X/07/$18 · doi: 10.1117/12.756441

2. RECOGNITION OPERATION

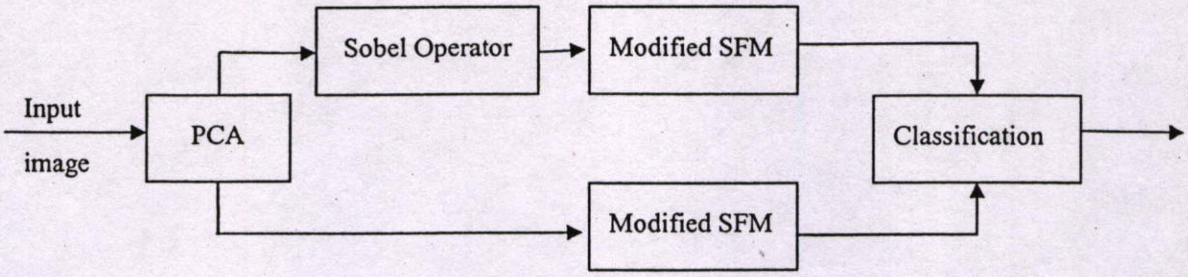


Figure.1. the experiment's procedure

Since the classifications of rock image need to be considered with both color and texture information. The variation of all three primary colors, red (R), green (G), and blue (B), is very important. If we process each color band (RGB) separately, the computation time will be increased. Therefore, we propose to use Principle Component Analysis (PCA) to reduce the dimensions of image.

Figure 1 shows the experiment's procedure. In the first step, we prepare the raw data by reducing its dimension using PCA. In the second step, after we apply PCA to images, they are separated to three dimensions with different eigen value. Then we select the highest and lowest value dimensions to reconstruct two images. In the third step, we apply Sobel edge operator on the image from the highest eigenvalue. Finally, we process the proposed SFM on each image from the second and third steps, and then use such two values as the features.

2.1 Principle Component Analysis

Principal components analysis (PCA) is the way to identifying patterns of data, and expressing the data in such a way to highlight their similarities and differences. The main advantage of PCA when applied to color images is that it can reduce the number of dimensions, without much loss of information [6]. When PCA is applied to color image, we can start with the RGB representation of the image. The covariant matrix size is 3 × 3 and consequently, the numbers of associated eigenvectors are 3. If we take the eigenvector with the highest eigenvalue, we will found the principal component of the image.

$$AX_i = \lambda_i X_i \qquad (1)$$

Step 1 : Define x_1, x_2, and x_3 as sequences of Red, Green, and Blue dimension data.

Step 2 : Move the value of center of the sequences to zero by subtracting the original sequences with their mean value.

Step 3 : Calculate the correlation matrix of all dimension by multiplying $[x_1 \quad x_2 \quad x_3]$ with $[x_1 \quad x_2 \quad x_3]^T$.

Step 4 : Calculate the eigenvalue and eigenvector from the correlation matrix.

Use the highest and lowest eigenvalue to recreate 2 images which are the highest and lowest variation directions.

2.2 Sobel Edge Detection

Edge detection is aimed to mark the points in a digital image at which the luminous intensity changes sharply. This change in properties of the image usually reflects the important events and information. Since, edge detection could used to isolate particular objects from their background, and to recognize or classify objects [8]. Therefore, we test such edge detection operators and find that Sobel Operator is the most appropriate operator for our method. They provide good edges and perform reasonably well in the presence of noise. Two masks, horizontal and vertical detector, of Sobel operator are shown as:

$$G_x=\begin{bmatrix}-1 & 0 & 1\\ -2 & 0 & 2\\ -1 & 0 & 1\end{bmatrix} \qquad G_y=\begin{bmatrix}-1 & -2 & -1\\ 0 & 0 & 0\\ 1 & 2 & 1\end{bmatrix}$$

where G_x is horizontal edge and G_y is vertical edge.

Therefore, the magnitude gradient of an image is obtained with;

$$G=\sqrt{G_x^2+G_y^2} \tag{2}$$

3. SPATIAL FREQUENCY MEASUREMENT (SFM)

In our work, SFM is used as a statistical textural feature to classify the texture of rocks. Since, SFM indicates the overall activity level in an image. It can be defined as the characteristic of an image, which can be evaluated in spatial domain [5], obtained from:

$$SFM=\sqrt{R^2+C^2} \tag{3}$$

$$R=\sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=2}^{N}\left(x(m,n)-x(m,n-1)\right)^2} \tag{4}$$

$$C=\sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=2}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left(x(m,n)-x(m-1,n)\right)^2} \tag{5}$$

where R is row frequency and C is column frequency, $x(m,n)$ denotes the samples of image

M and N are the numbers of pixels in horizontal and vertical directions, respectively.

The most statistical values depending on probability density functions cannot be used to classify the natural rock images because their probability density functions of one type are quite similar to another type of rock. Thus, in this work, the modified version of SFM is introduced. According to SFM characteristic, the difference between the original image and the original image shifted one pixel; we adapt it by change the number of shifting from one pixel to l pixel(s). The modified version of SFM can be written as:

$$SFM_l=\sqrt{R_l^2+C_l^2} \tag{6}$$

$$R_l=\sqrt{\frac{1}{M(N-l)}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1+l}^{N}\left(x(m,n)-x(m,n-l)\right)^2} \tag{7}$$

$$C_l=\sqrt{\frac{1}{(M-l)N}\sum_{m=1+l}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left(x(m,n)-x(m-l,n)\right)^2} \tag{8}$$

So, the modified textural feature of SFM can be expressed as,

$$\nabla SFM=\left|SFM_l-SFM_{l-1}\right| \tag{9}$$

If we choose $l = 2$, this modified version of SFM will compare every two-neighborhood pixels.

4. CLASSIFICATION

In the classification process, we will evaluate the representational value for each class of rock. This value can be calculated from equation as follow,

$$\overline{x}_i = \sum_{n=1}^{N} \frac{x_{i,n}}{N} \tag{10}$$

$$\overline{y}_i = \sum_{n=1}^{N} \frac{y_{i,n}}{N} \tag{11}$$

where, $\overline{x}_i$ and $\overline{y}_i$ is the representative of the class in x-axis and y-axis, N is the number of data.

We arrange each data into each class by calculating the normalization of Euclidean distance between each data and the representative of each class from the equation as follow,

$$D_i = \sqrt{\left(\frac{x_{i,n} - \overline{x}_i}{x_{i,n} + \overline{x}_i}\right)^2 + \left(\frac{y_{i,n} - \overline{y}}{y_{i,n} + \overline{y}}\right)^2} \tag{12}$$

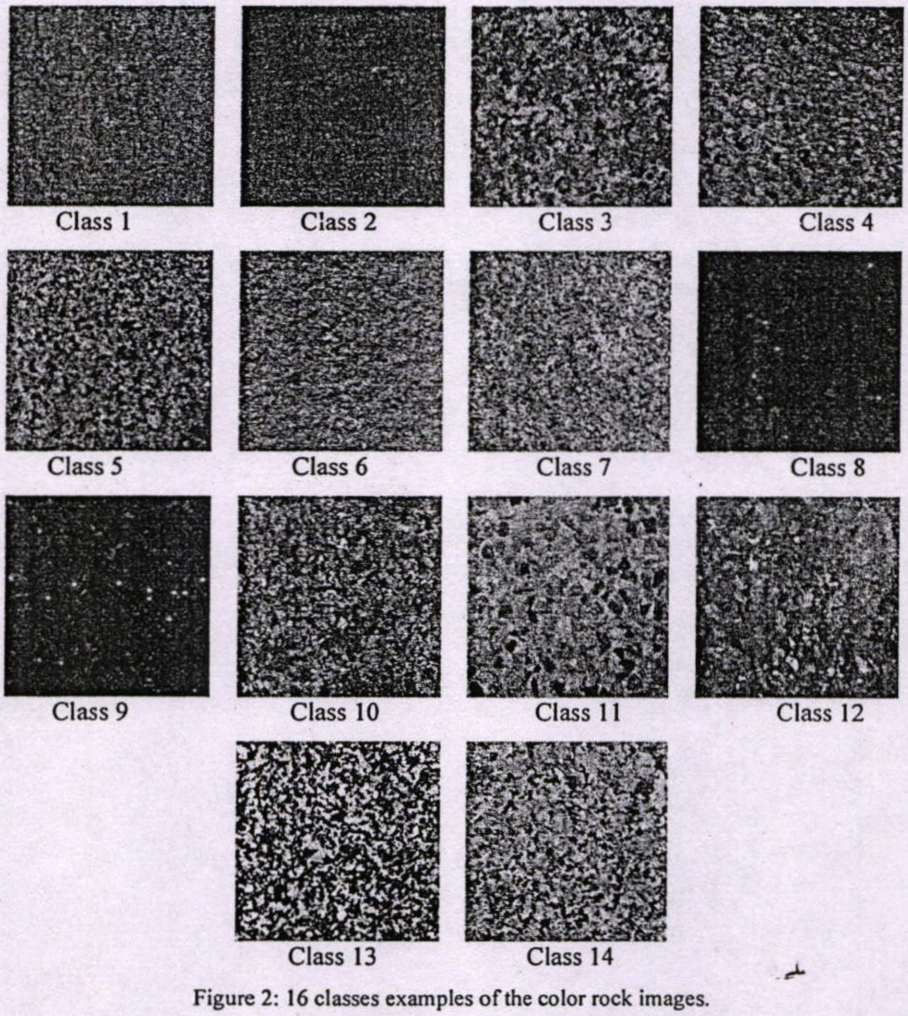


Figure 2: 16 classes examples of the color rock images.

5. EXPERIMENTAL RESULTS

In these experiments, we use 14 classes of the color rock images as shown in figure 2. Each class contains 30 samples so we have 420 samples of natural rock images in our database for testing. We apply PCA to every class of color rock images and select two bands from three bands which are the highest eigenvalue band (the principle component band) and the lowest eigenvalue band. In the textural feature analytical phrase, we plot the relationship graph between each class of rock images and original SFM, compared with modified version of SFM, where the X-axis corresponds to the value of each feature and Y-axis refers to the classes of each rock image.

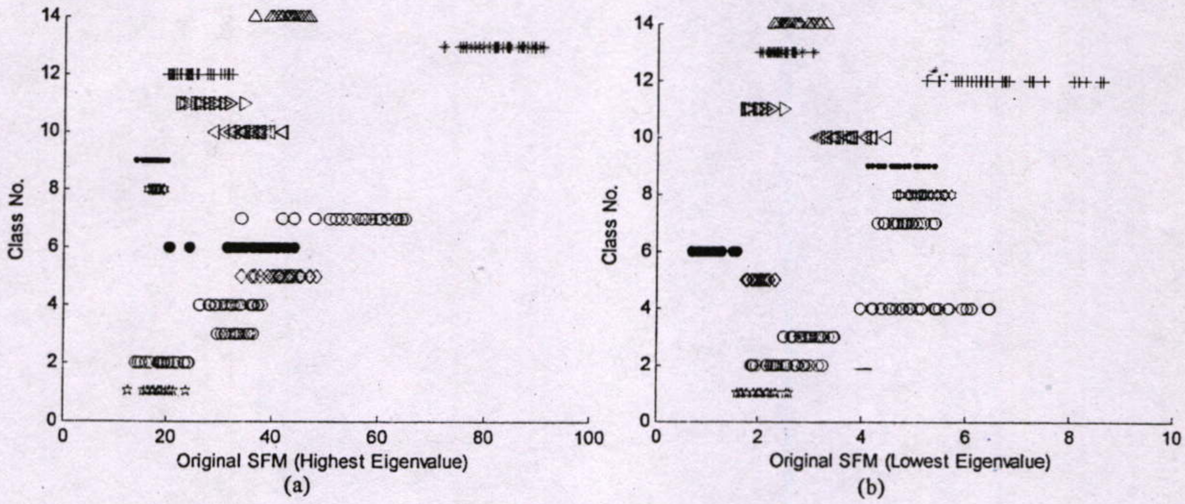


Figure 3: Scatter plots of Original SFM.

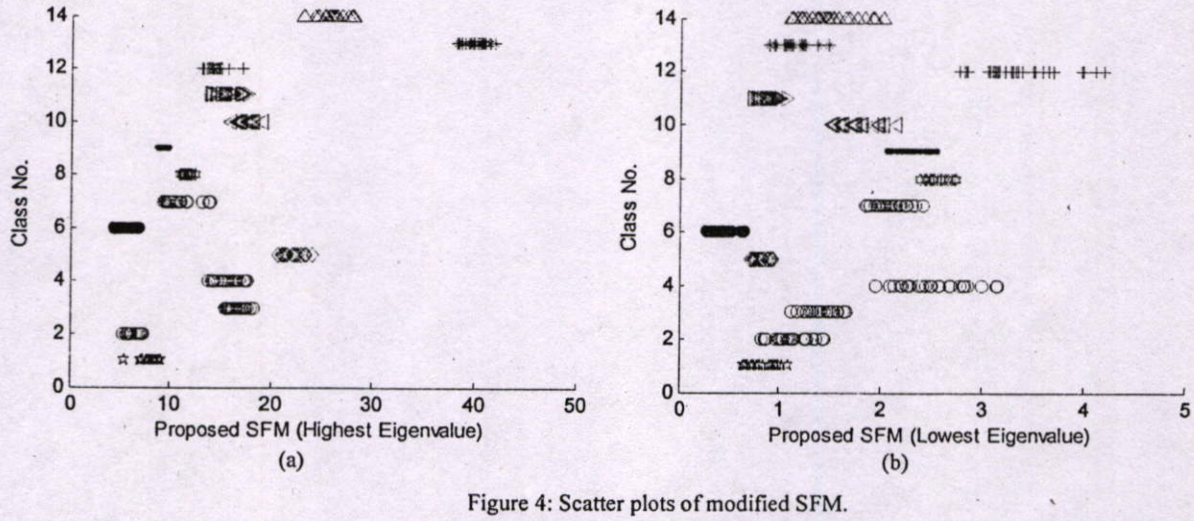


Figure 4: Scatter plots of modified SFM.

Figure 4 shows the result of modified SFM before applying Sobel operator. Although, the effectiveness of the modified version of SFM in the lowest eigenvalue band shown in figure 4(b) is slightly increased, the modified version of SFM in the highest eigenvalue band shown in figure 4(a) can separate each group more clearly than the original version of SFM compared to figure 3(a).

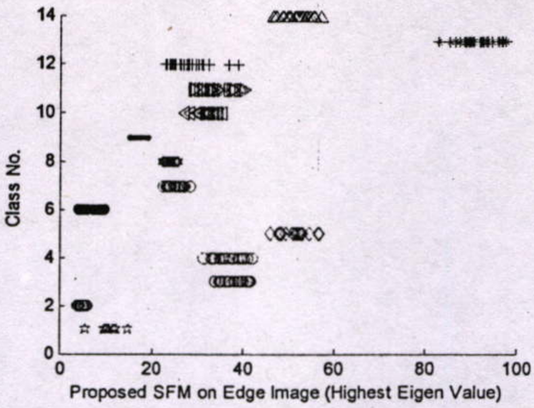


Figure 5: Scatter plots of modified SFM apply to edge gradient image.

The result of the scatter plots illustrated in figure 5 is modified SFM that apply to image after using Sobel edge operator. As can be seen from figure 5, the characteristic of rock images is more clearly divided each class than figure 4(a). From the experimental results, the best features to extract the texture of image, which are the modified SFM of edge image of the highest eigenvalue band and the modified SFM of the lowest eigenvalue band, are selected. Then we combine these two graphs to construct the new graph in figure 6.

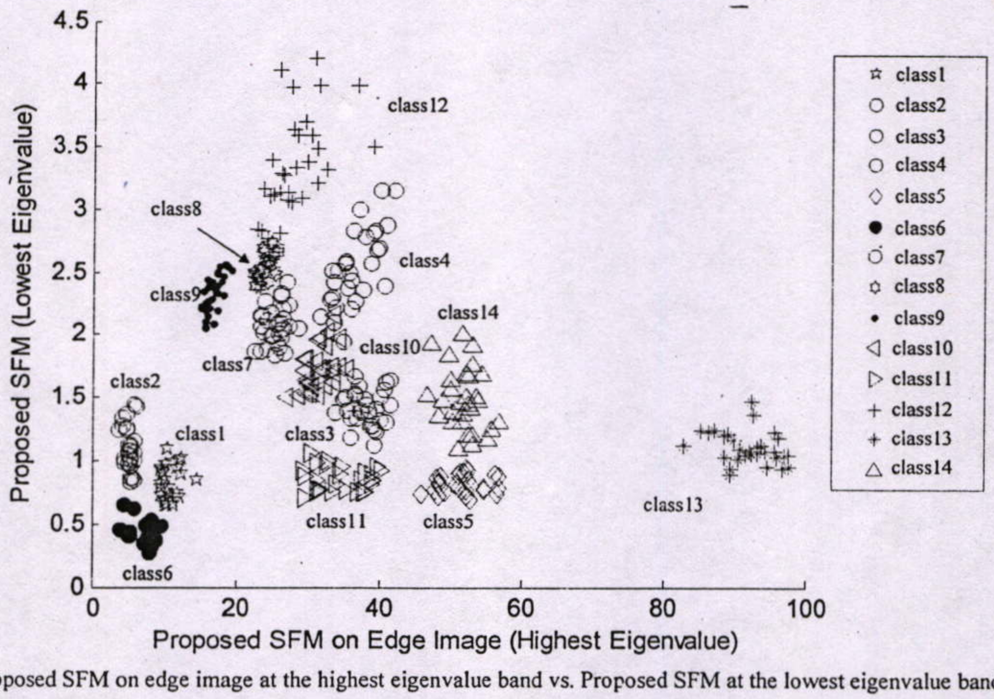


Figure 6: Proposed SFM on edge image at the highest eigenvalue band vs. Proposed SFM at the lowest eigenvalue band.

This graph shows that each class of rock is divided. Moreover, the result states that there are only a few points that do not stand close to their group members. If we focus on x-axis, it shows that we can separate images from natural rocks into three main groups. First group is homogeneous texture (class No. 1,2 and 6). Second group is the non-homogeneous of dark rock or bright rock which consist of less finer black grains (class No. 3,4,7,8,9,10,11,and 12), while the third Group is the non-homogeneous of bright rocks which consist of numerous finer black grains or large black grains (class No. 5,13 and 14). As can be seen, using the modified SFM version, if the texture properties do not vary between each pixel, the texture is homogeneous. On the other hand, if these feature values have significant variances, the texture sample is non-homogeneous. In case of the bright rock textures that contain numerous finer black

grains or large black grains, SFM provides the highest values. From y-axis, we use the proposed SFM on the lowest eigenvalue band to divide the groups that the modified SFM on x-axis alone cannot divides.

Then, we test the effectiveness of our method by measuring accuracy rate as following;

$$accuracy\ rate = \frac{\#\,correct\ group\ data}{\#\,data} \tag{15}$$

Table 1: The accuracy rate of each class of rock

Class No.	1	2	3	4	5	6	7
accuracy rate	96.7	100	100	93.3	100	96.7	100
Class No.	8	9	10	11	12	13	14
accuracy rate	100	100	96.7	100	86.7	100	96.7

As can be seen from the result in table 1, our method leads to an efficient method to distinct each class with high recognition rate.

6. CONCLUSION

In this paper, a method for extracting color rock texture features has been presented using PCA and modified SFM version. Using PCA, we have combined RGB color bands to produce the images that contain the different information from the rock texture images. Moreover, the modification SFM version is used as the textural feature statistic that can be used to classify each type of rock. When we apply the modified SFM version on the edge image from the highest eigenvalue band, we can classify the rock into 3 groups. The first group is homogeneous texture (most of rock textures are in same pattern), which yields the lowest SFM value. Second group is non-homogeneous dark rock or bright rock containing less fine black grains. In this group, SFM value is higher than the first group. The last group is non-homogeneous bright rocks, which consist of numerous finer black grains or large black grains. In this group, SFM value gained the highest value. In addition, we apply the modified SFM version on image from the lowest eigenvalue band to separate the type of rocks that the modified SFM on x-axis alone cannot do. In the experiments, we demonstrate that using our proposed approach yields the promising result. Our method can divide the natural rocks. In future work, we will develop and study more about characteristics of SFM and find the most appropriate of l value of the modified SFM for textural rock classification. In addition, other statistic features will be considered and combined with SFM in order to get the better classification rate in terms of textural and spectral features.

7. ACKNOWLEDGMENT

The rock images used in the experiments were provided by Paktor Marble Co.,Ltd.

8. REFERENCES

1. A. Drimbarean and P. F. Whelan, "Experiments in texture colour analysis", *Pattern recognition letters*, vol. 22, pp. 1161-1167, Feb 2001.
2. M. Partio, B. Cramariuc, M. Gabbouj, and A. Visa, "Rock texture retrieval using gray level co-occurrence matrix," *Norsig2002*, Oct 2002.
3. L. Lepisto, I. Kunttu, J. Autio and A. Visa, "Rock image classification using non-homogeneous textures and spectral imaging," *WSCG'2003*, Feb 2003.
4. S. Sarkar and G. Healey, "Hyperspectral texture classification using Generalized Markov Fields", *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. I-429 - I-434, Jul 2004.
5. S. Grgic, M. Grgic, and M. Mrak, "Reliability of Objective Picture Quality Measures Measurement", *Journal of Electrical Engineering*, Vol. 55, No. 1-2, pp. 3-10, 2004.
6. L. I. Smith, *A tutorial on Principle Component Analysis*, Feb 2002.
7. V. DeBrunner and M. Kadiyala, "Texture Classification Using Wavelet Transform", *IEEE Transaction on Circuits and Systems*, Aug 1999.
8. A. McAndrew, *Introduction to Digital Image Processing with Matlab,* Thomson, 2004.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นายทศพร คชานุบาล

วัน เดือน ปี เกิด 8 พฤศจิกายน พ.ศ.2525

ที่อยู่

บ้านเลขที่ 8/316 ถนนพระราม2 แขวงบางมด เขตจอมทอง
กรุงเทพมหานคร 10150

ประวัติการศึกษา

2549 วิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปัจจุบัน กำลังศึกษาในระดับปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมสารสนเทศ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ประสบการณ์

พฤศจิกายน 2549 – ตุลาคม 2550 ผู้ช่วยอาจารย์คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหาร
ลาดกระบัง