

(Invited Paper)

การค้นหภาพโดยระบบป้อนกลับแบบกึ่งอัตโนมัติผ่านโมเดล 3 มิติ

Image Retrieval System using Semi-Automatic
Relevance Feedback through 3D Model

ไพศาล มุณีสว่าง

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

99 ม. 9 ต. ท่าโพธิ์ อ. เมือง จ. พิจิตร 65000

E-mail: paisarnmu@nu.ac.th

Manuscript received May 1, 2012

Revised May 22, 2012

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ศึกษาและพัฒนาระบบการค้นหภาพดิจิทัลจากฐานข้อมูลโดยวิธีการป้อนกลับแบบกึ่งอัตโนมัติ วิธีการเรียนรู้แบบ *Self-Organizing Map (SOM)* ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลภาพแบบอัตโนมัติ เพื่อสร้างเป็นโมเดล 3 มิติ ซึ่งทำให้ผู้ใช้สามารถตรวจสอบผลการค้นหภาพได้สะดวก และทำให้ลดภาระงานของผู้ใช้ในการป้อนข้อมูลภาพเข้าสู่ระบบ ระบบใช้วิธีการเปรียบเทียบความเหมือนโดยฟังก์ชัน *Radial basis function (RBF)* ในกระบวนการป้อนกลับ ซึ่งฟังก์ชันดังกล่าวเป็นแบบไม่เชิงเส้นซึ่งเหมาะต่อการคำนวณค่าความเหมือนและทำงานได้ดีกว่าแบบที่เป็นเชิงเส้นและสมการควอดราติก ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชัน *RBF* ที่เหมาะสมจะถูกคำนวณจากระบบป้อนกลับผ่านโมเดล 3 มิติที่สร้างจาก *SOM* จากผลการทดลองพบว่าระบบการค้นหภาพแบบกึ่งอัตโนมัติที่เสนอนี้มีประสิทธิภาพสูงและให้ความถูกต้องในการค้นหภาพจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ พร้อมทั้งลดภาระงานของผู้ใช้ในการป้อนกลับข้อมูล เมื่อเปรียบเทียบกับระบบป้อนกลับแบบเดิม

ABSTRACT

This paper studies and develops image retrieval

system using semi-automatic method. The Self-organizing map (SOM) is applied to classify data and obtain 3D data model for user interface. This model reduces user workload in relevance feedback process because it classifies data into separate groups those allow users to input only on the representative model for effective learning. This system implements relevance feedback model using a network of radial basis function (RBF) which provides nonlinear discriminant analysis for measurement of image similarity. The RBF performs better than linear and quadratic functions. In a retrieval cycle, the suitable parameters input to RBF function are obtained from fed-back samples through 3D model. From the experiment results, the semi-automatic retrieval system implementing 3D model offered accurate retrieval results and reduced user workload as compared to the traditional relevance feedback methods.

Keywords: Image retrieval, image indexing, relevance feedback, self-organizing map

1. บทนำ

ระบบการค้นหภาพโดยอาศัยเนื้อหา (Content-based image retrieval, CBIR) เป็นระบบการค้นหภาพจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่โดยอาศัยเนื้อหาของภาพ เช่นองค์ประกอบสี รูปร่าง และลวดลาย

ระบบดังกล่าวจะใช้ภาพต้นแบบหรือภาพตัวอย่างเพื่อสืบค้นภาพที่มีลักษณะเดียวกันจากฐานข้อมูล ซึ่งจะมีกระบวนการค้นหาแตกต่างจากระบบค้นหาข้อมูลแบบใช้คำสำคัญ เช่น Google ซึ่งใช้คำสำคัญ (key word) ในการค้นหาภาพจากฐานข้อมูลบนระบบเน็ตเวิร์ก การใช้วิธีการค้นหาแบบ CBIR จะให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องตรงกับความต้องการของผู้ใช้มากกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับการค้นหาโดยอาศัยคำสำคัญ นอกจากนั้นยังช่วยให้การทำธุรกรรมภาพในฐานข้อมูลเป็นไปแบบอัตโนมัติ กล่าวคือ ระบบจะใช้คุณลักษณะพื้นฐานของภาพเช่น สี ลวดลาย และรูปร่างของวัตถุในภาพ เป็นค่าตรรกะแทนคำสำคัญ ระบบสามารถสร้างค่าแสดงคุณลักษณะพื้นฐานดังกล่าวโดยอัตโนมัติ และไม่ต้องให้ผู้ใช้เป็นผู้กำหนดเหมือนกับการทำธุรกรรมภาพโดยใช้คำสำคัญในงานวิจัยเพื่อสร้างระบบค้นหาข้อมูลภาพแบบ CBIR นั้นได้ให้ความสำคัญกับวิธีการเพิ่มความถูกต้องในการค้นหาโดยการป้อนกลับ (relevance feedback) [1] ซึ่งวิธีดังกล่าวจะนำเอาชุดของภาพผลลัพธ์จากการค้นหาภาพจากฐานข้อมูลในรอบของการค้นหาครั้งแรกมาให้ผู้ใช้เลือกภาพที่ต้องการ และนำผลการคัดเลือกไปป้อนกลับสู่ระบบเพื่อให้ระบบเรียนรู้ความต้องการของผู้ใช้เพื่อนำมาปรับปรุงวิธีการตัดสินใจ (decision making) ของระบบเองเพื่อใช้เป็นบรรทัดฐานสำหรับค้นหาภาพที่มีลักษณะคล้ายกับที่ผู้ใช้อยู่ต้องการในรอบของการค้นหาถัดไป การค้นหาอาจกระทำต่อเนื่องกันหลาย ๆ รอบจนกว่าผลการค้นหาจะเป็นที่พอใจของผู้ใช้ ระบบการค้นหาภาพที่กล่าวมาข้างต้นเป็นวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพการค้นหาแบบมีผู้สอน (supervised learning method) กล่าวคือระบบจะอาศัยข้อมูลที่ป้อนกลับของผู้ใช้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานในรอบต่อไป

วิธีการค้นหาภาพแบบมีผู้สอนมีข้อเสียคือ ระบบต้องคอยรับข้อมูลเพิ่มเติมจากผู้ใช้ในทุก ๆ รอบของการค้นหาจนกว่าจะสิ้นสุดกระบวนการค้นหา ซึ่งในทางปฏิบัติจะทำให้เสียเวลา และไม่สะดวกต่อผู้ใช้ซึ่งต้องคอยทำการเลือกภาพจากผลลัพธ์ในแต่ละรอบ ในการแก้ปัญหานี้ นักวิจัยได้เสนอวิธีการค้นหาแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning method) ในเอกสารอ้างอิง [2], [3] โดยอาศัยอัลกอริทึม Self-Organizing Tree Map (SOTM) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมในการตัดสินใจ และแยกแยะข้อมูลแทนผู้ใช้แบบอัตโนมัติ ผลของการค้นหาในแต่ละรอบจะถูกป้อนให้กับ SOTM

เพื่อทำการแบ่งแยกออกเป็นสองกลุ่ม เพื่อให้ระบบนำผลการแบ่งแยกดังกล่าวไปปรับปรุงการค้นหาในรอบถัดไป

แต่อย่างไรก็ตามการทำงานแบบระบบอัตโนมัติโดยอาศัย SOTM เป็นผู้ตัดสินใจแทนผู้ใช้จะให้ค่าผิดพลาดค่อนข้างสูงเปรียบเทียบกับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน เนื่องจากภาพบางภาพมีเนื้อหาซับซ้อน และไม่สามารถแบ่งแยกออกเป็นกลุ่ม ๆ ได้ชัดเจนซึ่งจำเป็นจะต้องให้ผู้ใช้เป็นผู้ตัดสินใจ ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีการเรียนรู้แบบกึ่งอัตโนมัติ (semi-automatic learning method) ที่จะนำเอาอัลกอริทึม Self-Organizing Map (SOM) มาผสมกับกระบวนการเรียนรู้แบบมีผู้สอน กล่าวคือระบบจะทำการค้นหาในรอบแรกและจะนำผลลัพธ์ที่ได้ป้อนให้กับ SOM เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น กลุ่ม ๆ ในโครงสร้างแบบ 3 มิติ ระบบจะนำเอาตัวแทนของแต่ละกลุ่มไปแสดงให้กับผู้ใช้เพื่อให้ผู้ใช้คัดเลือกภาพที่ต้องการ เพื่อระบบจะนำไปปรับปรุงค่าพารามิเตอร์เพื่อการค้นหาในรอบถัดไป การค้นหาแบบกึ่งอัตโนมัตินี้จะนำข้อดีของการค้นหาแบบอัตโนมัติ และการค้นหาแบบมีผู้สอนมาใช้ กล่าวคือระบบดังกล่าวจะลดจำนวนรอบของการป้อนกลับหรือลดภาระงานของผู้ใช้เหมือนกับระบบการค้นหาแบบอัตโนมัติ พร้อมทั้งจะให้ความถูกต้องในระดับเดียวกับระบบการค้นหาแบบมีผู้สอน

1.1 การแสดงผลการค้นหาข้อมูลแบบ 3 มิติ

อัลกอริทึม SOM และ SOTM เป็นวิธีการทางนิวรอนเน็ตเวิร์ก (neuron network) แบบที่มีการเรียนรู้โครงสร้างข้อมูลโดยไม่มีผู้สอน [3], [5] การนำ SOTM มาประยุกต์ใช้กับการค้นหาภาพ ได้มีการนำเสนอในเอกสารอ้างอิง [2] โดยระบบจะนำ SOTM มาใช้ในการแยกกลุ่มข้อมูลภาพที่เป็นผลลัพธ์ของการค้นหา แทนวิธีการให้ผู้ใช้เป็นผู้กระทำโดยตรง วิธีการนี้จะทำให้ลดภาระงานของผู้ใช้และลดจำนวนรอบของการป้อนกลับ เพื่อปรับปรุงคุณภาพของการค้นหา การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอัตโนมัติของ SOTM มีปัญหาหลักคือค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มมีค่าน้อยเมื่อเทียบกับการแยกแยะโดยผู้ใช้โดยตรง ทั้งนี้เนื่องจากข้อมูลภาพบางลักษณะมีขอบเขตของเส้นแบ่งกลุ่มที่ไม่ชัดเจน ซึ่งจำเป็นต้องให้ผู้ใช้เป็นผู้พิจารณาโดยตรง

ในงานวิจัยนี้จะเสนอโมเดล 3 มิติเพื่อแสดงผลการค้นหาและ

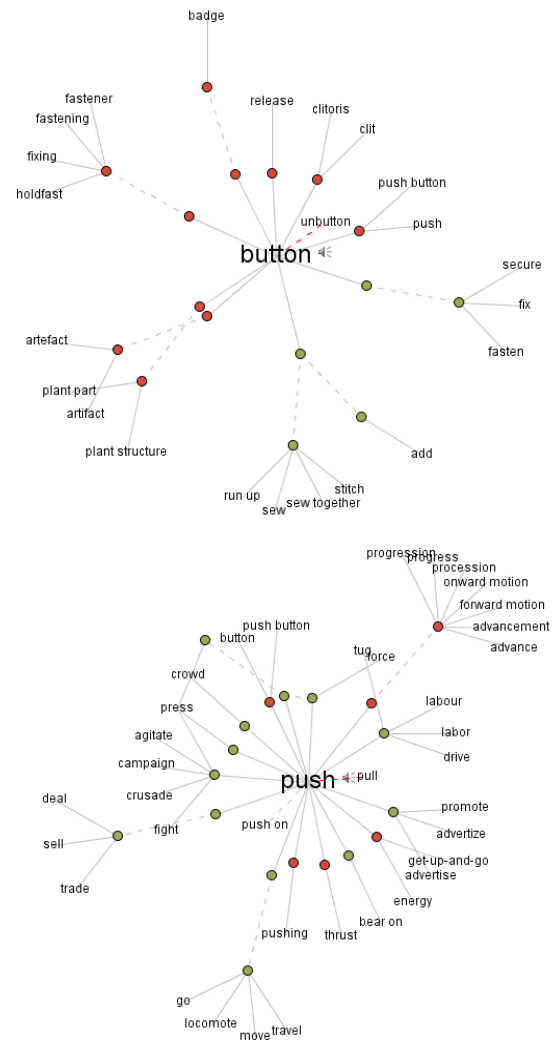
การแยกแยะข้อมูลของ SOM เพื่อลดภาระงานของผู้ใช้ กล่าวคือ ระบบจะนำผลลัพธ์จากการค้นหาในรอบแรกและทำการแยกข้อมูลเบื้องต้นโดย SOM เพื่อเสนอให้ผู้ใช้ในรูปแบบ 3 มิติ ผู้ใช้สามารถระบุกลุ่มของข้อมูลเพียงบางกลุ่ม เพื่อป้อนกลับให้ระบบปรับปรุงการค้นหาในรอบต่อไป รูปแบบของการอินเตอร์เฟซจะมีลักษณะเหมือนกับการใช้วิธีการค้นหาคำเหมือน โดยโปรแกรม Visual thesaurus [6] ดังแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งเป็นวิธีการค้นหาคำเหมือนในรูปแบบ 3 มิติ เมื่อผู้ใช้งานต้องการค้นหาคำใด ๆ ระบบจะนำคำที่มีความหมายใกล้เคียงมาแสดงตามตำแหน่งโหนดต่าง ๆ ที่มีระยะทางหรือความเหมือนแตกต่างกันไป เพื่อให้ผู้ใช้ได้มีโอกาสเลือกโหนดที่ต้องการ งานวิจัยนี้พัฒนาซอฟต์แวร์ที่สามารถค้นหาภาพและแสดงผลต่อผู้ใช้ซึ่งมีลักษณะการทำงานคล้าย ๆ กับโปรแกรมตัวอย่างในรูปที่ 1 แต่ซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้นใหม่นี้จะเป็นการค้นหาภาพที่มีลักษณะเหมือนกับภาพตัวอย่างที่ผู้ใช้ต้องการ

รูปที่ 2 แสดงการค้นหาภาพโดยโมเดล 3 มิติ การแสดงผลลัพธ์ในโหนดต่าง ๆ ของโมเดล 3 มิติจะอาศัยผลลัพธ์จาก SOM ซึ่งจะให้ค่าความเหมือนหรือระยะทางระหว่างโหนดต่าง ๆ ด้วยค่า Euclidean distance โดยโหนดต่าง ๆ จะถูกแสดงในรูปแบบของกลุ่มข้อมูลซึ่งกระจายออกเป็น โหนด ๆ แต่ละโหนดแสดงกลุ่มของภาพที่มีเนื้อหาลายกัน ซึ่งจะทำให้ผู้ใช้สามารถเลือกกลุ่มของภาพเป็นกลุ่ม แทนวิธีการเลือกรายย่อยที่ใช้ในการค้นหาแบบมีผู้สอนโดยตรง ทั้งนี้จะทำให้ผลการค้นหาของระบบเข้าสู่จุดเสถียรเร็วขึ้น และช่วยให้ภาระงานของผู้ใช้ลดลง

งานวิจัยนี้พัฒนาซอฟต์แวร์เป็นแบบเว็บแอปพลิเคชัน ระบบมีส่วนแสดงผลโดยใช้ภาษา PHP [7] เพื่อติดต่อทำงานร่วมกับฐานข้อมูล MySQL ระบบใช้ภาษา XML [8] ในการส่งข้อมูลจากการประมวลผลต่าง ๆ ไปยัง Adobe Flash ซึ่งจะใช้ภาษา ActionScript [9] ประมวลผลภาษา XML ที่ส่งมาและควบคุมการแสดงผลลัพธ์ต่าง ๆ ออกมาทางเว็บแอปพลิเคชัน ลักษณะการแสดงผลการแบ่งกลุ่มรูปภาพในรูปที่ 2 นั้นจะแสดงรูปภาพบนโหนด Flash และมีเส้นเชื่อมเชื่อมหากันกับภาพที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน โดยที่ถ้ากลุ่มใดมีสมาชิกของกลุ่มมากเส้นเชื่อมก็จะยาวออกไปมากกว่ากลุ่มที่มีสมาชิกอยู่น้อย และกลุ่มของรูปภาพที่แสดงผลสามารถเคลื่อนย้ายไปมาได้เพราะมีความยืดหยุ่น

ส่วนของการประมวลผลของระบบใช้ อัลกอริทึม SOM [3],

[5] เพื่อประมาณค่าข้อมูลและแบ่งกลุ่มรูปภาพ วิธีการค้นหาภาพแบบป้อนกลับจะใช้ ฟังก์ชัน RBF (Radial Basis Function) [4] ในการคำนวณระยะทางเพื่อหาความเหมือนระหว่างรูปภาพในฐานข้อมูล



รูปที่ 1 ตัวอย่างการค้นหาคำเหมือนแบบ 3 มิติ โดยโปรแกรม Visual Thesaurus



รูปที่ 2 ตัวอย่างการค้นหาภาพโดยระบบการป้อนกลับแบบกึ่งอัตโนมัติ

2. วิธีดำเนินการ

2.1 ขั้นตอนการทำงานของระบบ

ขั้นตอนในการดำเนินการทั้งหมดโดยภาพรวมสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 3 ในขั้นแรกผู้ใช้จะทำการป้อนข้อมูลของภาพตัวอย่าง และระบบจะนำค่าความคล้ายของภาพดังกล่าวไปค้นหาภาพที่มีเนื้อหาเหมือนกันจากฐานข้อมูลชุดของภาพผลลัพธ์จากการค้นหาจะป้อนให้กับอัลกอริทึม SOM เพื่อแบ่งกลุ่ม และแสดงผลต่อผู้ใช้โดยโมเดล 3 มิติเมื่อผู้ใช้เลือกกลุ่มภาพที่ต้องการจากโมเดล 3 มิติ ระบบจะทำการคำนวณค่าพารามิเตอร์เพื่อปรับปรุงการค้นหาในรอบต่อไป

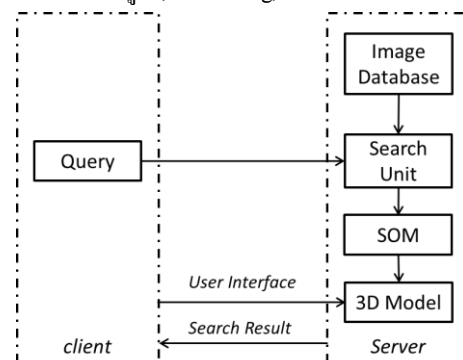
ในกระบวนการค้นหานั้น เมื่อต้องการค้นหาภาพใดๆก็ตาม รูปภาพที่ต้องการหาในตอนแรกที่ได้จากส่วนประมวลผลการค้นหา (Search unit) มักจะเป็นภาพทั่วไปที่มีความเหมือนกับภาพที่ผู้ใช้ต้องการ ตัวอย่างเช่น ต้องการหาภาพของ “teddy bear” รูปภาพที่ได้อาจจะมียี่ห้อ “teddy bear” สีขาว, สีดำ, สีน้ำตาล ฯลฯ ปะปนกันไป แต่หากทำการแบ่งกลุ่มรูปภาพโดยใช้ SOM และใช้คุณลักษณะของสี (color feature) ผลที่ได้จะเป็นการจัดกลุ่มรูปภาพที่มีสีใกล้เคียงกันไว้ในกลุ่มเดียวกันเช่นจะทำให้ได้กลุ่มภาพ “teddy bear” ออกเป็น 3 กลุ่มคือ “brown teddy bear”, “black teddy bear” และ “white teddy bear” เป็นต้น

รูปที่ 4 แสดง Flowchart การทำงานของระบบ โดยแสดง

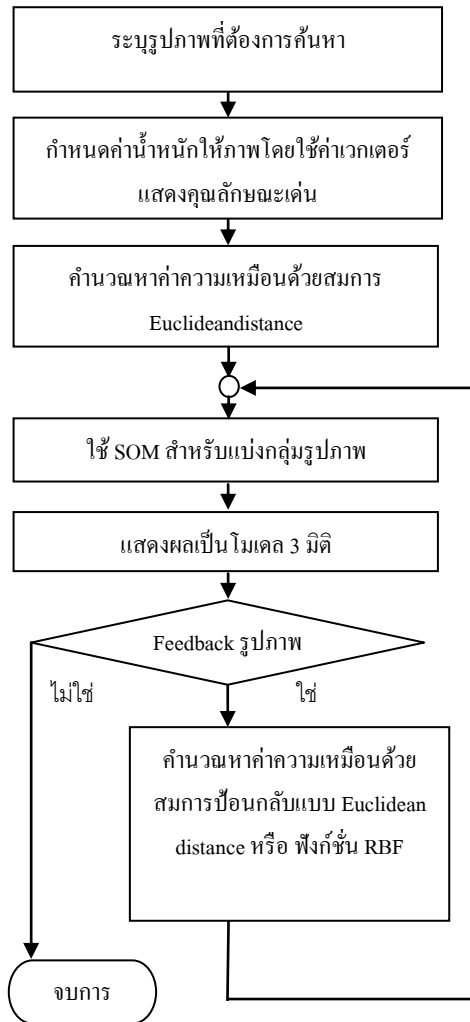
รายละเอียดขั้นตอนการค้นหาภาพพร้อมด้วยวิธีการป้อนกลับ โดยหลังจากที่ผู้ใช้กำหนดกลุ่มของข้อมูลที่ต้องการจากการแสดงผลแบบ 3 มิติ ระบบจะทำการป้อนกลับข้อมูลเพื่อศึกษาความต้องการของผู้ใช้เพิ่มเติม และคำนวณค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อปรับปรุงวิธีการค้นหาภาพให้ได้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกับที่ผู้ใช้ต้องการมากขึ้น วิธีการคำนวณค่าความเหมือนของภาพในกระบวนการป้อนกลับนี้ จะใช้สมการ Euclidean distance หรือฟังก์ชัน RBF ในขั้นต่อมา ระบบจะนำผลลัพธ์ที่ได้จากการค้นหาไปแสดงต่อผู้ใช้อีกครั้งผ่านโมเดล 3 มิติ และจะกระทำซ้ำขั้นตอนการป้อนกลับต่อไปจนกว่าผู้ใช้จะพอใจต่อผลลัพธ์ที่ได้

2.2 อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

งานวิจัยนี้ได้นำวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning method) มาใช้คำนวณเพื่อการแบ่งกลุ่มรูปภาพ และทำโมเดล 3 มิติของข้อมูล วัตถุประสงค์หลักของวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนคือการค้นหารูปแบบหรือโครงสร้างข้อมูลที่เหมาะสมจากข้อมูลอินพุตโดยไม่ต้องใช้ผู้สอนจากภายนอก โครงสร้างข้อมูลที่มีคำนวณได้จะอยู่ในรูปแบบของเซตของแม่แบบ (prototype) ซึ่งแม่แบบแต่ละตัวจะถูกใช้เป็นตัวแทนของกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณลักษณะเด่นที่คล้ายกัน เทคนิคดังกล่าวมักถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานหลาย ๆ ด้าน เช่น ด้านชีวสารสนเทศ (Bioinformatics) เพื่อการแบ่งกลุ่มข้อมูลและการวิเคราะห์โครงสร้างของโปรตีน ด้านการประมวลผลภาพ เพื่อการแบ่งส่วนภาพและการค้นหาภาพ (image segmentation and retrieval) และสุดท้ายคือด้านกระบวนการแยกข้อมูล (data mining)



รูปที่ 3 ส่วนประกอบของระบบการค้นหาภาพผ่านโมเดล 3 มิติ



รูปที่ 4 Flowchart การทำงานของระบบการค้นหภาพแบบ กึ่งอัตโนมัติ

อัลกอริทึม SOM (Self-Organizing Maps) [5] เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน โดยขั้นตอนการทำงานมีดังต่อไปนี้

- 1) **ขั้นเริ่มต้น** ทำการเลือกค่าของเวกเตอร์น้ำหนัก $w_j(0)$ ซึ่งมีค่าแตกต่างกันตั้งแต่ค่า $j=1,2,...,l$ โดย l คือจำนวนโหนดทั้งหมด เวกเตอร์น้ำหนัก $\{w_j(0)\}_{j=1}^l$ อาจจะถูกเลือกมาจากเวกเตอร์อินพุต $\{x_i\}_{i=1}^N$ โดยวิธีการสุ่ม
- 2) **ขั้นการสุ่ม** ทำการสุ่มเพื่อเลือกเวกเตอร์อินพุต x จากชุดของข้อมูล โดยที่ x คือเวกเตอร์ที่มีมิติเท่ากับ m

- 3) **ขั้นเปรียบเทียบความเหมือน** หาโหนดที่เป็นวินนิ่งนิวรอน (winning neuron) ซึ่งเป็นโหนดที่มีความเหมือนกับอินพุตเวกเตอร์มากที่สุด ณ คำนีเวลา n โดยใช้กฎระยะทางน้อยที่สุดดังนี้

$$i(x) = \arg \min_j (\|x(n) - w_j\|), j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

โดยที่ $i(x)$ คือ winning neuron

- 4) **ขั้นปรับค่าน้ำหนัก** ทำการปรับค่าน้ำหนักของนิวรอนโดยใช้สมการการปรับค่าน้ำหนักต่อไปนี้

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)} (x(n) - w_j(n)) \quad (2)$$

โดยที่ $\eta(n)$ คือค่าพารามิเตอร์ของการเรียนรู้ และ $h_{j,i(x)}$ คือฟังก์ชัน Neighborhood ที่มีจุดศูนย์กลางอยู่ที่นิวรอน $i(x)$ หมายถึงค่าของ $\eta(n)$ และ $h_{j,i(x)}$ มีการปรับเปลี่ยนระหว่างกระบวนการเรียนรู้

- 5) **ขั้นกระทำต่อเนื่อง** ทำการกระทำซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 จนกว่าไม่มีการเปลี่ยนแปลงของโหนดต่าง ๆ

ในงานวิจัยนี้ x คือเวกเตอร์ที่แสดงคุณลักษณะเด่นของภาพใด ๆ ในฐานข้อมูล และเป็นเวกเตอร์ที่มีขนาดเท่ากับ m กล่าวคือ $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ ฟังก์ชัน $h_{j,i(x)}$ คือฟังก์ชันเกาส์เซียน

$$h_{j,i(x)} = \exp\left(\frac{-d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

โดยที่ $d_{j,i}^2 = \|w_j - w_i\|^2$ และ w_j คือเวกเตอร์น้ำหนักของนิวรอนลำดับที่ j และ w_j คือเวกเตอร์น้ำหนักของ winning neuron ค่า σ คือค่าความกว้างของฟังก์ชัน ซึ่งมีค่าลดลงตามเวลา n แบบเอ็กโปเนนเชียล

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right), n = 0, 1, 2, \dots, \quad (4)$$

ในสมการข้างต้น σ_0 คือค่าเริ่มต้นและ τ_1 คือค่าคงที่ทางเวลา ในลักษณะเดียวกันค่าของ $\eta(n)$ ในขั้นที่ 4 ของ อัลกอริทึม SOM จะมีค่าลดลงแบบเอ็กโปเนนเชียลเช่นกัน กล่าวคือ

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right), n = 0, 1, 2, \dots, \quad (5)$$

หลังจากที่ อัลกอริทึม SOM เข้าสู่จุดเสถียร ผลลัพธ์ที่ได้จาก อัลกอริทึมดังกล่าวคือ โครงข่ายคุณลักษณะเด่น (feature map) ที่จะใช้อธิบายค่าทางสถิติของข้อมูลอินพุต ที่นำมาใช้ในกระบวนการเรียนรู้ กำหนดให้ $\mathcal{X}$ คืออินพุตสเปซ (input space) ที่แสดงพื้นที่ของข้อมูล และกำหนดให้ A คือเอาพุตสเปซ (output space) ที่แสดงพื้นที่ของผลลัพธ์ และสุดท้ายกำหนดให้ Φ คือโครงข่ายคุณลักษณะเด่นซึ่งจะทำการแปลงค่าของข้อมูลอินพุตไปเป็นข้อมูลเอาพุตแบบไม่เชิงเส้น กล่าวคือ

$$\Phi: \mathcal{X} \rightarrow A \quad (6)$$

อัลกอริทึม SOM จะผลิตชุดของเวกเตอร์น้ำหนักดังนี้

$$w_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}]^T, j = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

ซึ่งค่าเวกเตอร์น้ำหนักนี้จะเป็นค่าประมาณการของข้อมูลอินพุต หากกำหนดให้ x คือเวกเตอร์อินพุตที่ต้องการจะประมาณการ $x \in \mathcal{X}$ และกำหนดให้ $i(x) \in A$ คือนิเวรอนที่เหมาะสมต่อการประมาณค่า x มากที่สุด ดังนั้นค่า $i(x)$ จะสามารถหาได้จากสมการการแปลงค่าแบบไม่เป็นเชิงเส้น Φ ดังนี้

$$i(x) = \arg \min_j (\|x - w_j\|), i = 1, 2, \dots, l \quad (8)$$

ในโมเดล 3 มิติที่ใช้โดยระบบในรูปแบบที่ 2 เวกเตอร์ w_j ถูกกำหนดให้เป็นค่าเวกเตอร์น้ำหนักที่เป็นค่าศูนย์กลางของกลุ่ม ซึ่งมีทั้งหมด l กลุ่ม ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม SOM คือโครงสร้างหลักของกลุ่มข้อมูล $\{w_j\}_{j=1}^l$ ที่สามารถนำไปใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล x ใด ๆ

3. กระบวนการค้นหาภาพ

3.1 การค้นหาภาพโดยการป้อนกลับแบบกึ่งอัตโนมัติ

จากรูปที่ 4 ซึ่งแสดงขั้นตอนการค้นหาภาพจากฐานข้อมูล ในขั้นแรกผู้ใช้จะทำการกำหนดภาพที่ต้องการ โดยใช้ตัวอย่างภาพ และระบบจะทำการดึงค่าดัชนีของภาพนั้นจากฐานข้อมูล ค่าดัชนีดังกล่าวคือค่าเวกเตอร์ที่ใช้แสดงคุณลักษณะเด่นของภาพ (feature vector) ระบบจะทำการเปรียบเทียบเวกเตอร์ดังกล่าวกับเวกเตอร์อื่น ๆ ในฐานข้อมูลเพื่อคำนวณค่าความเหมือน โดยใช้สมการ Euclidean distance ผลลัพธ์ในขั้นนี้คือชุดของเวกเตอร์ที่มีค่าความเหมือนมากที่สุดซึ่งจะแสดงค่าดัชนีของภาพชุดที่ผู้ใช้ต้องการ ชุดเวกเตอร์ดังกล่าวจะถูกนำไปเป็นค่าอินพุตของ อัลกอริทึม SOM เพื่อสร้าง feature map เพื่อใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ค้นหาได้ และระบบจะแสดงผลลัพธ์โดยโมเดล 3 มิติ

ผลลัพธ์จากการค้นหาในรอบแรกอาจจะมีภาพบางส่วนที่ไม่ตรงกับความต้องการของผู้ใช้ ดังนั้นระบบจะทำการแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบ 3 มิติและให้ผู้ใช้เลือกภาพที่ตรงกับความต้องการและนำภาพที่ถูกเลือกป้อนกลับไปยังระบบเพื่อคำนวณหาค่าความเหมือนในครั้งต่อไปโดยใช้สมการ Euclidean distance หรือฟังก์ชัน RBF อย่างใดอย่างหนึ่ง ผลจากการค้นหาในครั้งที่สองนี้อาจจะได้ภาพที่ตรงกับความต้องการของผู้ใช้มากยิ่งขึ้น

3.2 วิธีการคำนวณค่าความเหมือน

การคำนวณค่าความเหมือนของระบบจะกระทำในสองส่วนคือ

- (1) ส่วนของการค้นหาปกติในรอบแรก และ (2) ส่วนของการค้นหาป้อนกลับในรอบที่สอง ซึ่งอธิบายรายละเอียดได้ดังนี้

- (1) การคำนวณหาค่าระยะทางในรอบแรกของระบบจะใช้

สมการของ Euclidean distance

$$d_{qj} = \sqrt{\|x_q - x_j\|^2} \quad (9)$$

โดยค่า x_q คือเวกเตอร์ของภาพต้นแบบ และ x_j คือเวกเตอร์ของภาพในลำดับที่ j ในฐานข้อมูล การคำนวณระยะทางโดยใช้ Euclidean distance จะได้ค่าระยะทางแสดงผลต่างระหว่างเวกเตอร์

ของรูปภาพ 2 ภาพ ซึ่งถ้าหากค่าระยะทางน้อยแสดงว่ารูปภาพทั้งสองมีลักษณะใกล้เคียงกันมาก

- (2) การคำนวณหาค่าระยะทางในรอบที่สองเป็นการคำนวณหลังจากที่ระบบได้รับการป้อนกลับจากผู้ใช้ ในงานวิจัยนี้จะเปรียบเทียบความถูกต้องของสองสมการคือ Euclidean distance และฟังก์ชัน RB โดยหลังจากที่มีการป้อนกลับระบบจะกระทำสองขั้นตอนคือปรับปรุงค่าน้ำหนักของเวกเตอร์ต้นแบบ x_q และ คำนวณค่าความเหมือนของเวกเตอร์ โดยใช้ Euclidean distance หรือฟังก์ชัน RBF

ในขั้นตอนที่ 1 ระบบจะทำการปรับปรุงค่าเวกเตอร์ต้นแบบ x_q ตามหลักการเบื้องต้นของกระบวนการ Relevance feedback การปรับปรุงค่าเวกเตอร์ต้นแบบ x_q สามารถทำได้หลาย ๆ วิธีดังแสดงใน [1] สำหรับงานวิจัยนี้ใช้วิธีการคำนวณคือนำค่าเวกเตอร์แต่ละตำแหน่งของรูปภาพที่ได้จากการป้อนกลับซึ่งเป็นรูปที่ผู้ใช้ต้องการมาทำการหาค่าเฉลี่ยของเวกเตอร์ กล่าวคือ $x'_q = \sum_i \frac{x'_i}{K}$ โดยที่ x'_i คือเวกเตอร์ของรูปภาพที่ผู้ใช้ต้องการในลำดับที่ i และ K คือจำนวนของรูปภาพที่ผู้ใช้ต้องการทั้งหมดที่ถูกป้อนกลับ

ในขั้นตอนที่ 2 ระบบจะนำเวกเตอร์ต้นแบบที่ได้รับการปรับปรุงในขั้นตอนที่ 1 มาคำนวณค่าความเหมือน โดยใช้สมการ Euclidean distance หรือฟังก์ชัน RBF การคำนวณค่าความเหมือนของสมการ RBF

$$f_{qj} = \sum_{i=1,m} \exp\left(-\left(x'_{iq} - x_{ij}\right)^2 / 2\sigma_i^2\right) \quad (10)$$

โดยที่ $x'_q = [x'_{1q}, x'_{2q}, \dots, x'_{mq}]^T$ คือเวกเตอร์ต้นแบบที่ได้รับการปรับปรุงจากกระบวนการป้อนกลับ $x_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}]^T$ คือเวกเตอร์ของภาพลำดับที่ j ในฐานข้อมูล และ $\sigma_i, i=1,2,\dots,m$ คือค่าความกว้างของฟังก์ชัน RBF การคำนวณระยะทางโดยใช้สมการ RBF จะได้ค่าความเหมือนระหว่างเวกเตอร์ของรูปภาพทั้งสองภาพ ซึ่งถ้าหากค่าความเหมือน f_{qj} มีค่ามากแสดงว่ารูปภาพทั้งสองมีลักษณะใกล้เคียงกันมาก หมายเหตุ ค่าระยะทางที่คำนวณได้จากฟังก์ชัน RBF จะตรงกันข้ามกับค่าที่คำนวณจาก Euclidean distance

ในสมการที่ 10 การคำนวณค่าพารามิเตอร์ $\sigma_i, i=1,2,\dots,m$

ของฟังก์ชัน RBF คำนวณจากเวกเตอร์ที่ถูกป้อนกลับจากผู้ใช้ $x'_k = [x'_{1k}, x'_{2k}, \dots, x'_{mk}]^T, k=1,2,\dots,K$ และค่าเวกเตอร์ต้นแบบ x_q ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาและเปรียบเทียบจาก 3 วิธีการคือ คำนวณจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$$\sigma_i = \exp(\beta \cdot Std_i) \quad (11)$$

$$Std_i = \left(\frac{1}{K-1} \sum_{k=1,\dots,K} (x'_{ik} - \bar{x}'_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

คำนวณโดยใช้ค่าสูงสุดจากผลต่างของเวกเตอร์

$$\sigma_i = \in \max_k |x'_{ik} - x_{iq}| \quad (13)$$

คำนวณโดยใช้ค่าต่ำสุดจากผลต่างของเวกเตอร์

$$\sigma_i = \in \min_k |x'_{ik} - x_{iq}| \quad (14)$$

โดย β และ $\in$ คือค่าคงที่ที่เหมาะสม

4. ผลการทดลอง

ฐานข้อมูลภาพที่ใช้ในการทดลองนี้เป็นฐานข้อมูลของ Corel database collection [10] ซึ่งประกอบไปด้วยภาพถ่ายดิจิทัลจำนวน 10,000 ภาพ ขนาด 384x256 พิกเซล และขนาด 256x384 พิกเซล ภาพทั้งหมดมี 100 กลุ่ม ๆ ละ 100 ภาพ ภาพแต่ละภาพในฐานข้อมูลจะถูกทำดรรชนีโดยค่าเวกเตอร์แสดงคุณลักษณะเด่น (feature vector) ซึ่งประกอบด้วย สี พื้นผิว และรูปร่าง วิธีการที่นำมาใช้ในการหาเวกเตอร์แสดงคุณลักษณะเด่น เป็นวิธีการที่เสนอใน [4] คุณลักษณะเด่นด้านสีนั้นใช้วิธี color histogram และ color moment คุณลักษณะเด่นด้านพื้นผิวนั้นใช้วิธี Gabor wavelet transform และคุณลักษณะเด่นด้านรูปร่างใช้วิธี Fourier descriptor เวกเตอร์แสดงคุณลักษณะเด่นที่คำนวณได้มีจำนวนมิติ $m=144$

การทำงานของระบบจะเป็นไปตามขั้นตอนในรูปแบบที่ 3 ระบบจะใช้สมการ Euclidean distance ในการคำนวณค่าความเหมือน

ระหว่างรูปภาพในรอบแรก ส่วนในรอบที่สองระบบจะนำค่าเวกเตอร์ของรูปภาพที่ได้จากการป้อนกลับซึ่งเป็นรูปภาพที่ผู้ใช้งานต้องการมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยเพื่อให้ได้เวกเตอร์ต้นแบบเวกเตอร์ใหม่มาใช้ในการคำนวณในแต่ละสมการของการป้อนกลับโดยอาศัย Euclidean distance หรือฟังก์ชัน RBF ในรอบแรกระบบจะทำการค้นหาภาพจำนวน 50 ภาพเพื่อนำมาใช้ในการกระบวนการเรียนรู้ของอัลกอริทึม SOM เพื่อสร้าง feature map และนำไปแสดงผลแบบ 3 มิติต่อผู้ใช้

รูปที่ 5(ก) - (ง) แสดงตัวอย่างผลลัพธ์จากการค้นหาภาพจากระบบ รูปที่ 5(ก) แสดงผลลัพธ์ในกรณีที่ใช้สมการ Euclidean distance (สมการที่ (9)) เพื่อคำนวณค่าระยะทางระหว่างรูปภาพในกระบวนการป้อนกลับ จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้หลังจากกระบวนการป้อนกลับนั้นไม่แตกต่างจากรอบแรกมากนักทั้งนี้เนื่องจากเวกเตอร์ต้นแบบค่าใหม่ที่คำนวณได้ในกระบวนการป้อนกลับมักจะใกล้เคียงกับค่าเวกเตอร์ต้นแบบในรอบแรก กลุ่มรูปภาพที่นำมาคำนวณค่าเฉลี่ยเป็นภาพที่ได้จากการป้อนกลับซึ่งเป็นภาพที่มีเนื้อหาภาพคล้ายกันและที่สำคัญไปกว่านั้นคือการใช้สมการ Euclidean distance เพื่อการค้นหาภาพในรอบแรกและรอบที่สองนั้นทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ไม่แตกต่างกันมากนักค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องจะได้เท่ากับ $\frac{8}{20} \times 100 = 40\%$

รูปที่ 5(ข) - (ง) แสดงผลลัพธ์ในกรณีที่ใช้ฟังก์ชัน RBF (สมการที่ (10)) ในการคำนวณระยะทางระหว่างรูปภาพในกระบวนการป้อนกลับ และใช้สมการที่ (12) - (14) เพื่อคำนวณหาค่าความกว้างของฟังก์ชันผลลัพธ์ในรูปที่ 5(ข) แสดงให้เห็นว่ารูปภาพที่ได้จากระบบในรอบที่สองนั้นไม่แตกต่างจากรอบแรกมากนัก ทั้งนี้เนื่องจากค่า σ ที่ใช้ในการคำนวณได้จากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (สมการที่ (12)) ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างสูงทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีค่าไม่คงที่ ซึ่งคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 45% ในรูปที่ 5(ค) - (ง) เป็นการนำฟังก์ชัน RBF แบบใช้ค่า σ จากสมการที่ (13) และ (14) ตามลำดับ ผลลัพธ์ของรูปภาพที่ได้จากการค้นหาในรอบที่สองนั้นมีรูปภาพที่ต้องเพิ่มขึ้นจากรอบแรก จำนวน 2 รูป ซึ่งคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 50%

ตารางที่ 1 แสดงผลการทดลองและการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องในการค้นหาภาพของแต่ละวิธี ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่

แสดงในตารางเป็นค่าเฉลี่ยจากการค้นหาภาพจำนวน 60 ภาพที่แตกต่างกัน จากการทดลองพบว่าโดยภาพรวมแล้ววิธีการค้นหาที่ใช้ฟังก์ชัน RBF แบบใช้ค่า σ ตามสมการที่ (14) จะได้ค่าความถูกต้องของการแบ่งกลุ่มรูปภาพมากที่สุดคือ 63.6% รองลงมาคือวิธีการค้นหาที่ใช้ฟังก์ชัน RBF แบบใช้ค่า σ ในสมการที่ (13), วิธีการค้นหาที่ใช้ฟังก์ชัน Euclidean distance และ วิธีการค้นหาที่ใช้ฟังก์ชัน RBF แบบใช้ค่า σ ในสมการที่ (12) ตามลำดับ ผลการทดลองนี้แสดงให้เห็นว่าการค้นหาที่ใช้ฟังก์ชัน RBF จะให้ผลการทดลองที่ดีกว่า Euclidean distance และค่าความกว้างของฟังก์ชัน RBF มีผลต่อสมรรถภาพของฟังก์ชัน RBF ค่า σ ซึ่งคำนวณจากค่าร้อยละของค่าความแตกต่างระหว่างเวกเตอร์ตามสมการที่ (14) จะทำให้ระบบค้นหาภาพได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด

ตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยของค่าความถูกต้องของการค้นหาภาพแบบกึ่งอัตโนมัติ จาก 60 ตัวอย่าง

สมการเปรียบเทียบความเหมือน		ค่าความถูกต้อง
รอบที่ 1	รอบที่ 2 (แบบป้อนกลับ)	
Euclidean		57%
	Euclidean	60.29%
	RBF และ σ ตาม สมการที่ (12)	49.86%
	RBF และ σ ตาม สมการที่ (13)	61.29%
	RBF และ σ ตาม สมการที่ (14)	63.57%

ในแต่ละการทดลองจะใช้จำนวนภาพในการกระบวนการเรียนรู้ของอัลกอริทึม SOM เหมือนกันทุกการทดลอง เนื่องจากการใช้ภาพจำนวน 50 รูปในการฝึกสอน SOM นั้นเป็นจำนวนที่ทำให้

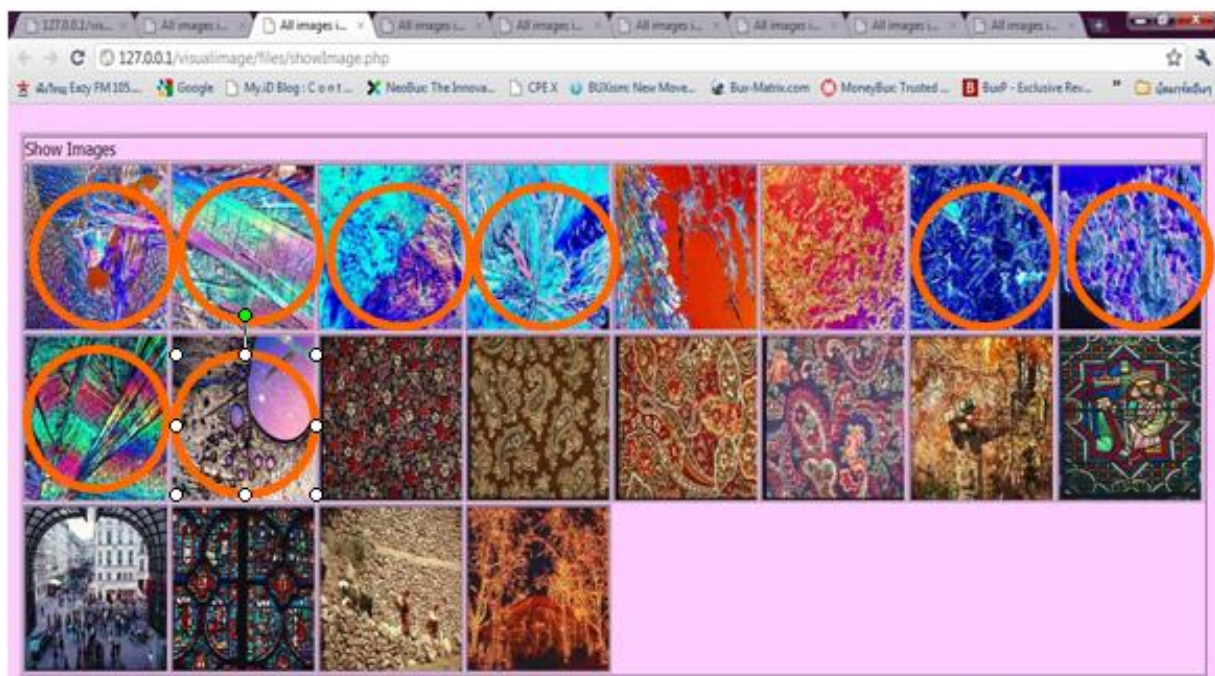
เกิดการแบ่งกลุ่มที่ดีที่สุด และระบบใช้รูปภาพจำนวน 20 รูปกับฟังก์ชัน RBF เนื่องจากถ้าหากใช้รูปภาพปริมาณมากจะทำให้วิธี RBF มีการประมวลผลที่ไม่คงที่

การค้นหาด้วยวิธีการป้อนกลับโดยการใช้ Euclidean distance คำนวณระยะทางนั้น จะได้ผลลัพธ์มากหรือน้อยกว่ารอบแรกและไม่ได้แตกต่างกันมากนัก แต่ค่าเฉลี่ยโดยรวมแล้วจะดีกว่าผลลัพธ์ของรอบแรกที่ไม่มีการป้อนกลับ ในบางกรณีถ้าหากผลลัพธ์ที่ถูกต้องของรอบแรกมีมากกว่า 10 รูป จะได้ผลลัพธ์ของการป้อนกลับเพิ่มขึ้นกว่าเดิมมาก

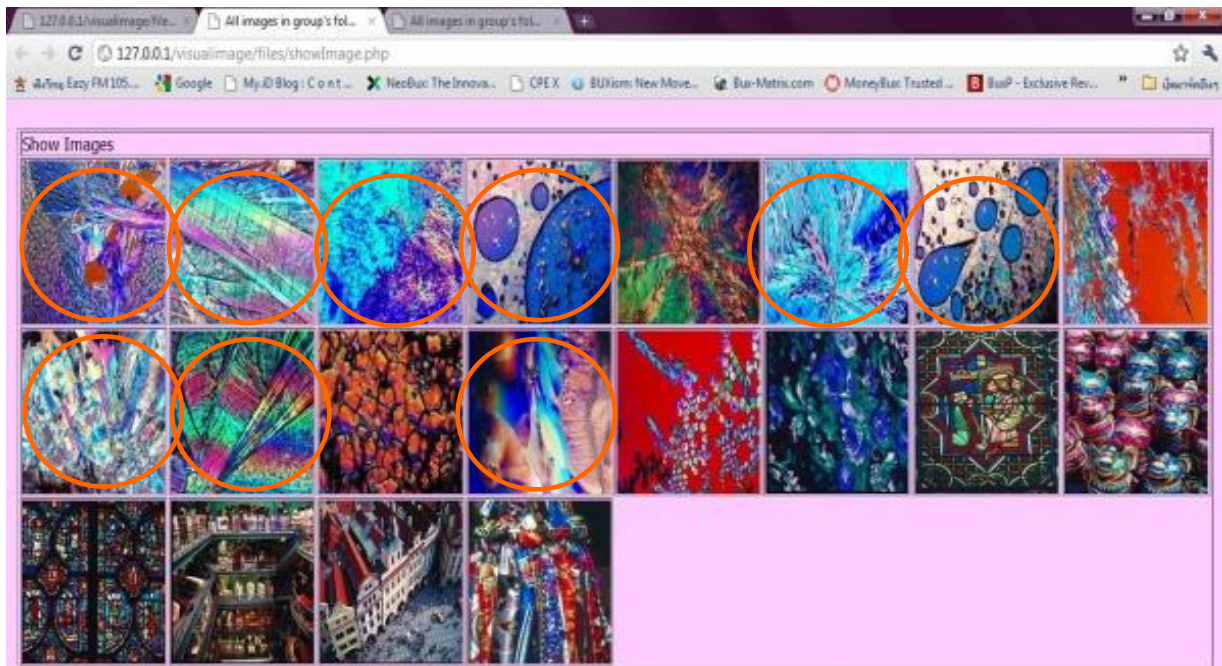
ในส่วนของการป้อนกลับโดยใช้ฟังก์ชัน RBF แบบที่มีการคำนวณค่า σ จากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานนั้นจะมีค่าผลลัพธ์ที่ไม่แน่นอนส่วนการป้อนกลับโดยใช้ฟังก์ชัน RBF แบบใช้ค่า σ จากสมการที่ (13) และ (14) ส่วนใหญ่แล้วจะได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่ารอบ

แรก โดยผลลัพธ์จะดีกว่ารอบแรกมากเพียงใด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับลักษณะของรูปภาพที่ป้อนกลับว่ามีลักษณะที่ใกล้เคียงกันมากน้อยประมาณใด

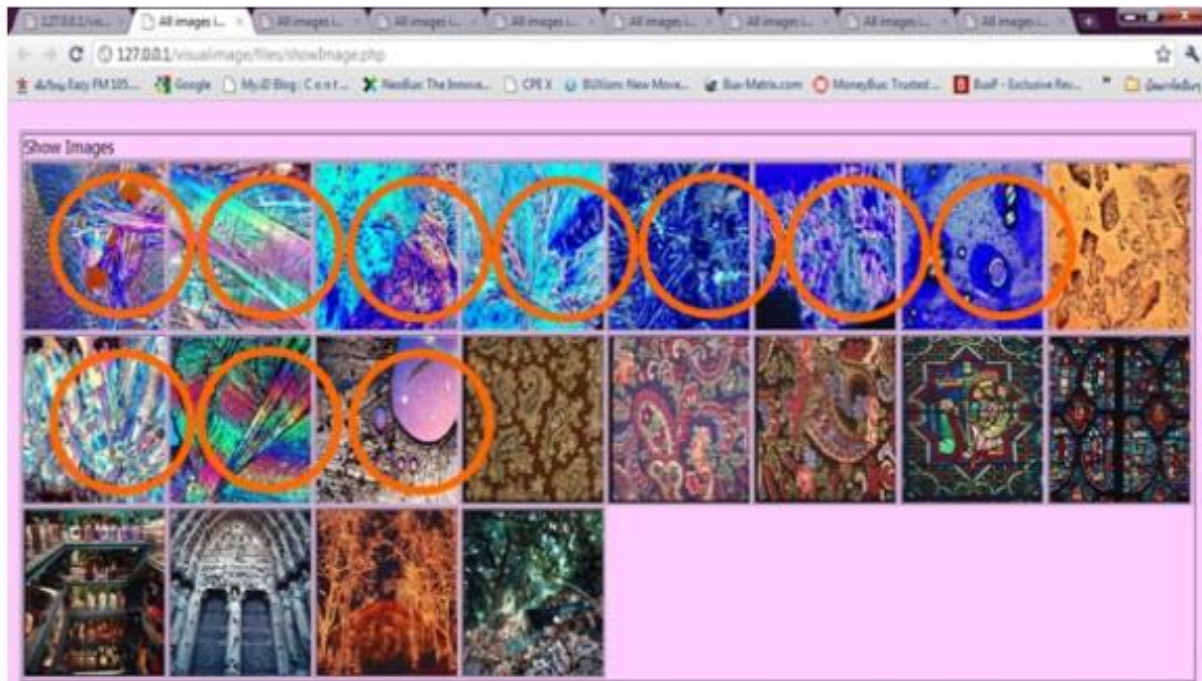
จากผลการทดลองยังพบอีกว่าในการแบ่งกลุ่มรูปภาพโดยอัลกอริทึม SOM นั้นรูปภาพในแต่ละกลุ่มที่แบ่งได้จะมีค่าความถูกต้องมากน้อย ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับลักษณะของรูปภาพที่นำมาแบ่งกลุ่ม ซึ่งถ้าหากรูปภาพดังกล่าวมีสีและลักษณะที่ใกล้เคียงกับรูปภาพในฐานข้อมูลจำนวนมากก็จะทำให้เกิดความผิดพลาดได้น้อยเพราะจะได้รูปภาพที่มีระยะทางใกล้เคียงกันจริง ๆ แต่หากว่ารูปภาพดังกล่าวมีสีและลักษณะที่ใกล้เคียงกับรูปภาพในฐานข้อมูลน้อย ความผิดพลาดจากการแบ่งกลุ่มจะมีมากขึ้นตามลำดับเพราะรูปภาพที่ได้จากการแบ่งกลุ่มจะมีระยะทางห่างกันเพิ่มมากขึ้นและลักษณะอาจแตกต่างกันมาก



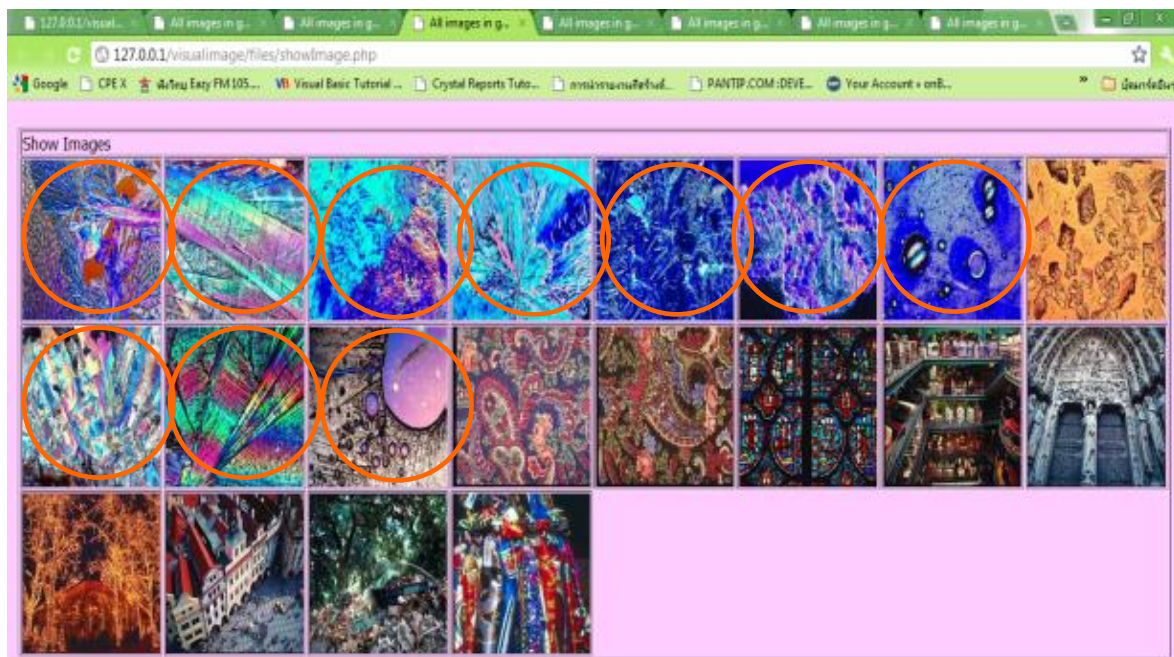
รูปที่ 5(ก) ผลลัพธ์การค้นหาภาพด้วยวิธีการป้อนกลับโดยใช้สมการ Euclidean distance



รูปที่ 5(ข) ผลลัพธ์จากการค้นหาแบบป้อนโดยใช้ฟังก์ชัน RBF ตามสมการที่ (12)



รูปที่ 5(ค) ผลลัพธ์จากการค้นหาแบบป้อนโดยใช้ฟังก์ชัน RBF ตามสมการที่ (13)



รูปที่ 5(ง) ผลลัพธ์จากการค้นหาแบบป้อนโดยใช้ฟังก์ชัน RBF ตามสมการที่ (14)

5. สรุป

งานวิจัยนี้เสนอระบบการค้นหาภาพแบบป้อนกลับที่มีการแสดงผลการค้นหาภาพแบบ 3 มิติ เพื่อเพิ่มความถูกต้องของการค้นหาภาพจากฐานข้อมูล ระบบที่นำเสนอสามารถลดภาระงานของผู้ใช้เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการค้นหาแบบป้อนกลับแบบปกติ ทั้งนี้ เนื่องจากระบบมีการนำอัลกอริทึม SOM มาใช้ในการประมาณค่าข้อมูลและจัดกลุ่มข้อมูลก่อนนำเสนอผู้ใช้ ซึ่งจะทำให้ผู้ใช้ป้อนกลับข้อมูลได้เฉพาะกลุ่มที่ต้องการและเพิ่มความถูกต้องให้ระบบการแบ่งกลุ่มรูปภาพโดยใช้ SOM จะสามารถแบ่งกลุ่มรูปภาพที่มีสีและลักษณะที่คล้ายกันให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ในกระบวนการป้อนกลับระบบนำค่าเวกเตอร์ของรูปภาพที่ต้องการค้นหามาทำการคำนวณระยะทางระหว่างรูปภาพ โดยใช้สมการ Euclidean และฟังก์ชัน RBF แบบต่างๆ

จากผลการทดลองการป้อนกลับนั้นผลลัพธ์ที่ดีที่สุดคือการใช้ฟังก์ชัน RBF แบบใช้ค่า σ ที่คำนวณจากค่าต่ำสุดของความต่างระหว่างเวกเตอร์ระบบจะทำงานได้ถูกต้องและมีเสถียรภาพเมื่อใช้จำนวนตัวอย่างที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการการเรียนรู้ของ SOM และการป้อนกลับด้วยฟังก์ชัน RBF ในการทดลอง

อัลกอริทึม SOM จะทำการแบ่งกลุ่มรูปภาพได้สูงสุดจำนวน 13 กลุ่ม เนื่องจากระบบถูกกำหนดให้สามารถแบ่งกลุ่มได้มากที่สุด 13 กลุ่ม

ปัญหาจากการออกแบบในงานวิจัยนี้คือแอปพลิเคชันที่สร้างขึ้นเป็นรูปแบบของเว็บแอปพลิเคชันซึ่งใช้ Flash 2 มิติในการแสดงผล และมีการประมวลผลค่อนข้างช้าเพราะมีการดึงข้อมูลในฐานข้อมูลจำนวนมากมาประมวลผล ซึ่งทำให้เกิดการล่าช้าในการแสดงผลและเกิดความหน่วงระหว่างการใช้งาน

ในการแบ่งกลุ่มรูปภาพนั้นภาพที่ได้ในแต่ละกลุ่มอาจมีลักษณะที่แตกต่างกันอยู่บ้าง เนื่องจากแอปพลิเคชันนี้ใช้การเปรียบเทียบความใกล้เคียงของระยะทางระหว่างรูปภาพ แต่ภาพที่ใกล้เคียงที่สุดนั้นอาจจะมีระยะทางมากน้อยต่างกัน ไปดังนั้นควรมีการเปรียบเทียบรูปภาพในด้านต่าง ๆ หรือใช้ค่าคุณลักษณะเด่นชนิดอื่น ๆ ของภาพ ให้ละเอียดมากขึ้นเพื่อให้ได้รูปภาพที่มีลักษณะใกล้เคียงกันที่สุด เพื่อจะทำให้การแบ่งกลุ่มมีประสิทธิภาพมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] Y. Rui, T.S. huang, M. Ortega, S. Mehrotra, "Relevance feedback: A powerful tool for interactive content-based image retrieval," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 8, no. 5, pp. 644-655, 1998.
- [2] P. Muneesawang and L. Guan, "Automatic machine interactions for content-based image retrieval using a self-organizing tree map architecture," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 4, pp. 821-834, July 2002.
- [3] M. Kyan, K. Jarrah, P. Muneesawang, and L. Guan, "Strategies for unsupervised multimedia processing," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, pp. 27-40, May 2006.
- [4] P. Muneesawang and L. Guan, "An Interactive approach for CBIR using a network of radial basis functions," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 6, no. 5, pp. 703-716, October 2004.
- [5] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 1999.
- [6] Visual Thesaurus, online: <http://www.visualthesaurus.com/>, 2009
- [7] PHP, online: <http://www.bcoms.net/php/index.asp>, 2010.
- [8] XML, online: <http://wiki.nectec.or.th/gitwiki/bin/viewfile/Pub/PoliceShareKnowledge>, 2010.
- [9] ActionScript, online: <http://www.flashsandy.org/>
- [10] Corel Gallery Magic 65000, online: www.corel.com, 1999.



ไพศาล มุณีสว่าง จบการศึกษาระดับปริญญาตรี (วิศวกรรมโทรคมนาคม) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยี มหานคร ในปี พ.ศ. 2539 จบการศึกษาระดับปริญญาโท M. Eng. Sci. จาก The University of New South Wale และ จบการศึกษาระดับปริญญาเอก จาก University of Sydney ในปี พ.ศ. 2541 และ ปี พ.ศ. 2545 ตามลำดับ ปัจจุบันดำรงตำแหน่งรอง

ศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัย
นเรศวร