



การแบ่งส่วนภาพระยะชัดลึกต่ำโดยใช้ วิธีการชักตัวอย่างแบบสุ่มและแอ็กทีฟคอนทัวร์ Low DOF Image Segmentation using Random Sampling Method and Active Contour

โสภณ ผู้มีจรรยา

Sopon Phumeechanya

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม

มหาวิทยาลัยศิลปากร อำเภอเมือง จังหวัดนครปฐม 73000

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering and Industrial Technology

Silpakorn University, Amphur Maung, Nakhon Pathom, 73000

E-mail: sponpu@yahoo.com

บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้ นำเสนอวิธีการใหม่สำหรับแบ่งส่วนภาพ Low DOF โดยสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่ 1. การสร้างภาพ Saliency Map โดยใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบสุ่ม ซึ่งมีสมมติฐานว่า เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยกับภาพ Low DOF บริเวณที่เป็นพื้นหลังจะแตกต่างจากเดิมเล็กน้อย แต่บริเวณที่เป็นวัตถุจะแตกต่างจากเดิมมาก 2. การหาตำแหน่งของวัตถุโดยใช้ค่าทางสถิติจากการกระจายตัวของค่าความเข้มในภาพ Saliency Map และ 3. การหาขอบเขตของวัตถุโดยใช้แอ็กทีฟคอนทัวร์ ได้มีการทดลองกับภาพ Low DOF จากฐานข้อมูล BSDS500 จำนวน 86 ภาพ และ GraKriWei จำนวน 63 ภาพ และได้เปรียบเทียบความถูกต้องและประสิทธิภาพในการแบ่งส่วนภาพเทียบกับวิธีการจากงานวิจัยที่ผ่านมา ซึ่งจากผลการทดลองที่ได้ พบว่าวิธีการที่นำเสนอมีค่า F เฉลี่ยที่มากกว่า แสดงให้เห็นว่ามีความสามารถในการแบ่งส่วนภาพได้ถูกต้องมากกว่า และนอกจากนี้ วิธีที่นำเสนอยังมีความสามารถในการประมวลผลที่รวดเร็วกว่าอีกด้วย

ABSTRACT

This research proposes a novel method for low DOF image segmentation. The proposed method is divided into three steps. The first one is making saliency map using the random sampling method. The method is based on the assumption that some small changes in low DOF image give only minor changes in the background but major changes in the foreground. Then, in the second step, the initial contour is placed on the saliency map using statistical distribution of high intensity values in the saliency map. Finally, the region-based active contour is used to find the object boundary in the saliency map. In experiment, the proposed method is tested on the low DOF images from BSDS500 and GraKriWei datasets. The results show that the proposed method provides good segmentation results. The average value of F measure is higher than the previous method. Moreover, the computational time is also much lower.

1. บทนำ

ปัจจุบันเทคนิคการถ่ายภาพแบบระยะชัดลึกต่ำ หรือเรียกว่า Low Depth of Field (Low DOF) เป็นที่นิยม

อย่างมาก ซึ่งเป็นการถ่ายภาพที่เน้นวัตถุ (Object) ในภาพ ให้มีความคมชัด แต่พื้นหลัง (Background) มีลักษณะที่เบลอไม่ชัดเจน ส่วนใหญ่แล้วจะใช้ในการถ่ายภาพบุคคล

ทั่วไป ภาพถ่ายการกีฬา สัตว์ต่าง ๆ หรือสิ่งของที่ต้องการให้มีความโดดเด่น เพื่อเป็นการดึงดูดสายตาของผู้ที่มองภาพเหล่านั้น ๆ โดยตัวอย่างภาพ Low DOF มีลักษณะดังแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งเป็นภาพบางส่วนจากฐานข้อมูล BSDS500 [1] และ GraKriWei [2]



รูปที่ 1 ตัวอย่างภาพ Low DOF จากฐานข้อมูล BSDS500 [1] และ GraKriWei [2]

การแบ่งส่วนภาพ Low DOF เป็นขั้นตอนเบื้องต้นที่สำคัญมากสำหรับการประยุกต์ใช้กับงานในหลายประเภท เช่น การตรวจจับวัตถุในภาพ (Object Detection) การรู้จำวัตถุในภาพ (Object Recognition) การลบพื้นหลัง (Background Removing) และการค้นหากภาพด้วยภาพ เป็นต้น ซึ่งมีประโยชน์อย่างมากในงานด้านการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) ดังนั้น บทความวิจัยนี้ จึงได้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาวิธีการแบ่งส่วนภาพ Low DOF แบบใหม่ ให้สามารถแบ่งส่วนภาพได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพ

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากงานวิจัยในอดีตที่ผ่านมา ได้มีการนำเสนอวิธีการแบ่งส่วนภาพ Low DOF ในหลายวิธีการ ตัวอย่างเช่น Tsai และ Wang [3] นำเสนอวิธีการแบ่งส่วนวัตถุออกจากพื้นหลังโดยการพิจารณาจากภาพขอบ (Edge Map) บริเวณใดที่มีขอบชัดเจนจะถูกจัดกลุ่มให้เป็นวัตถุ และบริเวณใดที่มีขอบไม่ชัดเจนจะถูกจัดกลุ่มให้เป็นพื้นหลัง

อย่างไรก็ตาม วิธีการนี้จะเหมาะสมกับวัตถุที่มีขอบชัดเจน แต่จะไม่สามารถแบ่งส่วนวัตถุที่มีขอบซับซ้อนได้ เช่น วัตถุจริง ๆ ที่เกิดขึ้นตามธรรมชาติ (Natural Object) เป็นต้น

ต่อมา Ye และ Lu [4] ได้นำเสนอวิธีการแยกแยะวัตถุออกจากพื้นหลัง โดยการสร้างภาพที่วัตถุมีความโดดเด่นมากกว่าพื้นหลัง เรียกว่า ภาพ Saliency Map ซึ่งในงานวิจัยนี้ สร้างภาพ Saliency Map โดยการแปลงภาพอินพุตไปเป็นโดเมนความถี่โดยใช้การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform) อีกวิธีการหนึ่ง นำเสนอโดย Kim และคณะ [5, 6] ได้ใช้การคำนวณค่าทางสถิติในอันดับที่สูง (Higher Order Statistics) ในการสร้างภาพ Saliency Map โดยต้องการทำให้บริเวณที่มีองค์ประกอบความถี่สูง (High Frequency Components) ในภาพ (ในที่นี้หมายถึงบริเวณที่เป็นวัตถุ) มีความชัดเจนโดดเด่นขึ้นมา แต่อย่างไรก็ตาม ในกรณีพื้นหลังมีองค์ประกอบความถี่สูงปะปนอยู่มาก หรืออาจเรียกได้ว่าเป็นสัญญาณรบกวนในภาพ (Noise) วิธีการดังกล่าวอาจทำให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ไม่ถูกต้อง ในงานวิจัยของ Ahn และ Chone [7] จึงได้นำเสนอวิธีการใช้ค่าทางสถิติอันดับที่สองแบบปรับตัวได้ (Adaptive Second Order Statistics) เพื่อให้สามารถทนทานต่อสัญญาณรบกวน (Noise) ที่อยู่ในพื้นหลังได้

นอกจากนี้ ในงานวิจัยของ Li และ Ngan [8] นำเสนอวิธีการสร้างภาพ Saliency Map จากการหาความแตกต่างระหว่างภาพอินพุตกับภาพที่ผ่านกระบวนการแก้เบลอ (Reblurred Image) มาแล้ว จากนั้นจะใช้ตัวกรองมอโฟโลยี (Morphological Filter) ในการจัดกลุ่มพิกเซล ว่าพิกเซลใดเป็นวัตถุ พิกเซลใดเป็นพื้นหลัง และในงานวิจัยของ Zhang และคณะ [9] ได้ทำการแยกแยะความแตกต่างระหว่างวัตถุกับพื้นหลังโดยใช้หลักการของฟัซซี (Fuzzy) ในการคำนวณค่าระดับความเป็นสมาชิกของวัตถุและพื้นหลัง

งานวิจัยของ Vikram และคณะ [10] ได้สร้างภาพ Saliency Map โดยการนำภาพอินพุต RGB มาทำการ

แปลงให้เป็นปริภูมิสี $L^*a^*b^*$ ต่อมาได้มีการสร้างหน้าต่งย่อยสี่เหลี่ยมแบบสุ่มจำนวน n หน้าต่ง ที่มีขนาดแตกต่างกัน วางอยู่ในบริเวณต่าง ๆ ของภาพ L^*a^* และ b^* จากนั้น ทำการคำนวณหาค่าความเด่นของแต่ละหน้าต่งย่อย เพื่อสร้างภาพ Saliency Map ย่อยของแต่ละภาพ L^*a^* และ b^* จากนั้น นำภาพ Saliency Map ย่อยทั้งสามมารวมกัน (Fusion) โดยการคำนวณ Euclidean Norm และในขั้นตอนของการแบ่งส่วนภาพ เพื่อกำหนดว่าบริเวณใดเป็นวัตถุและบริเวณไหนเป็นพื้นหลัง ได้ทำ Thresholding โดยใช้วิธีการของ Tsai [11] ดังนั้น จึงกล่าวได้ว่า วิธีการนี้เป็นการสร้างภาพ Saliency Map แบบใช้บริเวณท้องถิ่น (Local) ที่อยู่ในบริเวณต่าง ๆ ของภาพ L^*a^* และ b^* อย่างไรก็ตาม วิธีการนี้ มีการสุ่มสร้างหน้าต่งย่อยแบบอิสระต่อกัน จึงอาจส่งผลให้หน้าต่งย่อยแต่ละหน้าต่ง มีส่วนที่ซ้อนทับกันมากเกินไป อีกทั้งวิธีการนี้ยังใช้การคำนวณที่ซับซ้อน เนื่องจากเป็นการประมวลผลกับภาพทั้ง 3 Channel

งานวิจัยของ Mei และ คณะ [12] ได้ใช้ตัวกรองกาบอร์ (Gabor Filter) ในการสร้างภาพ Saliency Map แบบหลายขนาด (Multi Scale) จากนั้น ใช้หลักการของการกระจายตัวแบบแกมมา (Gamma Distribution) ในการหาคอนทัวร์เริ่มต้นสำหรับแอ็กทีฟคอนทัวร์ในขั้นตอนการแบ่งส่วนวัตถุ โดยแอ็กทีฟคอนทัวร์ที่ใช้เป็นแบบบริเวณ (Region-Based Active Contour) ที่ใช้ค่าความเข้ม (Intensity) ของพิกเซล ทั้งแบบครอบคลุม (Global) บริเวณทั้งภาพ Saliency Map และค่าความเข้มแบบท้องถิ่น (Local) ของภาพอินพุตต้นฉบับในการหาขอบเขตของวัตถุ แต่อย่างไรก็ตาม ภาพ Saliency Map ที่ได้จากการใช้ตัวกรองกาบอร์นี้ ถ้าวัตถุมีความโดดเด่นไม่เพียงพอ อาจส่งผลให้แอ็กทีฟคอนทัวร์ไม่สามารถแบ่งส่วนวัตถุออกจากพื้นหลังได้อย่างถูกต้อง อีกทั้งในการนำตัวกรองกาบอร์แบบหลายขนาดมาใช้และการใช้แอ็กทีฟคอนทัวร์แบบที่ใช้ค่าความเข้มของพิกเซลบริเวณท้องถิ่นเข้ามาเกี่ยวข้อง จะส่งผลให้วิธีการนี้

จำเป็นต้องมีการคำนวณที่ซับซ้อนอย่างมาก จึงทำให้ใช้เวลานานในการแบ่งส่วนภาพแต่ละภาพ

จากงานวิจัยในอดีตที่ผ่านมา บทความวิจัยนี้จึงมีแนวคิดที่จะพัฒนาวิธีการใหม่สำหรับการสร้างภาพ Saliency Map เพื่อให้วัตถุมีความโดดเด่นชัดเจน จากนั้น จะนำภาพ Saliency Map ที่ได้นี้ มาใช้ในการค้นหาตำแหน่งโดยประมาณของวัตถุในภาพ เพื่อใช้เป็นคอนทัวร์เริ่มต้นในการหาขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุ โดยเลือกใช้วิธีการแอ็กทีฟคอนทัวร์แบบบริเวณที่ใช้ค่าความเข้มของพิกเซลที่ครอบคลุม (Global) ทั้งภาพ Saliency Map เพื่อให้ใช้การคำนวณที่ไม่ซับซ้อน และส่งผลให้ใช้เวลาไม่นานในการแบ่งส่วนภาพ

3. วิธีการที่นำเสนอ

จากงานวิจัยต่าง ๆ ในหัวข้อที่แล้ว จะสังเกตได้ว่า ในการแบ่งส่วนภาพ Low DOF เพื่อให้สามารถแยกส่วนที่เป็นวัตถุออกจากพื้นหลังได้นั้น สิ่งแรกที่ต้องทำ คือ การทำให้ค่าความเข้ม (Intensity) ของพิกเซลที่เป็นวัตถุมีความแตกต่างหรือโดดเด่น (Saliency) เมื่อเทียบกับค่าความเข้มของพิกเซลที่เป็นพื้นหลัง ซึ่งก็คือ หลักสำคัญของการสร้างภาพ Saliency Map นั่นเอง จากนั้นจะใช้วิธีการจัดกลุ่ม (Clustering) เพื่อแบ่งแยกให้ชัดเจนว่าพิกเซลใดบ้างเป็นวัตถุและพิกเซลใดบ้างเป็นพื้นหลัง โดยในบทความวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการแอ็กทีฟคอนทัวร์ ซึ่งเป็นวิธีการที่มีความสามารถในการแบ่งส่วนพิกเซลที่เป็นวัตถุออกจากพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเราสามารถกำหนดแรง (Force) ที่ใช้ในการขับเคลื่อนเส้นคอนทัวร์ให้วิ่งไปยังขอบเขตของวัตถุที่ต้องการในภาพได้ แต่อย่างไรก็ตาม ในการใช้แอ็กทีฟคอนทัวร์นั้นจำเป็นต้องมีขั้นตอนการวางคอนทัวร์เริ่มต้น (Initial Contour) เพื่อใช้เป็นตำแหน่งเริ่มต้นในการเคลื่อนที่เข้าหาวัตถุในภาพ

ดังนั้น จากที่กล่าวไว้ข้างต้น การแบ่งส่วนภาพ Low DOF ในบทความวิจัยนี้ จึงแบ่งออกได้เป็น 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ 1.การสร้างภาพ Saliency Map โดยใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบสุ่ม (Random Sampling) ซึ่งเป็น

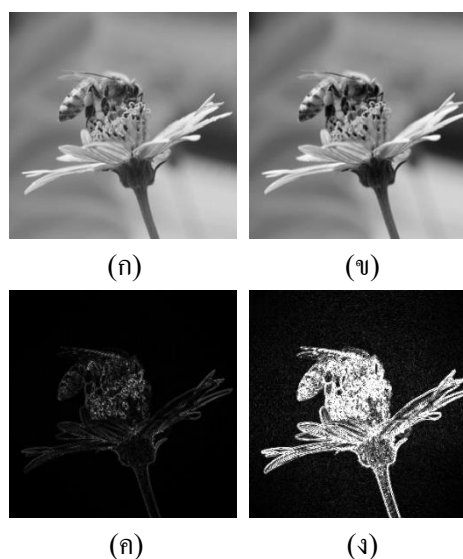
ขั้นตอนที่ทำให้ค่าความเข้มของพิกเซลที่เป็นวัตถุมีความแตกต่างและโดดเด่นอย่างมาก เมื่อเทียบกับค่าความเข้มของพิกเซลที่เป็นพื้นหลัง 2.การหาตำแหน่งของวัตถุ โดยใช้ค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าความแปรปรวน (Variance) ของค่าความเข้มในภาพ Saliency Map เพื่อหาขอบเขตโดยประมาณของวัตถุในภาพ สำหรับใช้เป็นคอนทัวร์เริ่มต้นให้กับแอ็กทีฟคอนทัวร์ในขั้นตอนถัดไป และ 3. การหาขอบเขตของวัตถุโดยใช้วิธีการแอ็กทีฟคอนทัวร์ ซึ่งเป็นการใช้เส้นคอนทัวร์ที่มีความสามารถในการเคลื่อนที่ไปยังขอบเขตของวัตถุในภาพได้ โดยในแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียด ดังต่อไปนี้

3.1 การสร้างภาพ Saliency Map

ภาพ Saliency Map ของงานวิจัยนี้ จะสร้างมาจากผลต่างระหว่างภาพอินพุต (ภาพ Low DOF) กับภาพอินพุตที่ถูกทำให้เปลี่ยนแปลงเล็กน้อย โดยมีสมมติฐานที่ว่า ในบริเวณที่เป็นพื้นหลังที่เบลออยู่แล้วนั้น ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงเกิดขึ้นเล็กน้อยก็น่าจะไม่แตกต่างจากภาพอินพุตเดิมมากนัก ในขณะที่ บริเวณที่เป็นวัตถุที่มีความชัดเจน เมื่อถูกทำให้มีการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อย จะเกิดความแตกต่างกับภาพอินพุตเดิมอย่างชัดเจน จึงทำให้ได้ภาพ Saliency Map ที่มีค่าความเข้ม (Intensity) สูงในบริเวณที่เป็นวัตถุ และมีค่าความเข้มต่ำในบริเวณที่เป็นพื้นหลังตามต้องการ

จากสมมติฐานข้างต้นนี้ สามารถแสดงให้เห็นได้ดังตัวอย่างแสดงในรูปที่ 2 โดยที่ภาพ (ก) เป็นภาพอินพุตระดับเทาที่มีวัตถุชัดเจนอยู่บนพื้นหลังที่เบลอ ซึ่งในภาพนี้วัตถุที่เราสนใจ คือ ผึ้งและดอกไม้ ส่วนบริเวณที่เหลือคือพื้นหลัง และภาพ (ข) เป็นภาพอินพุตที่ถูกทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยจากการชักตัวอย่างแบบสุ่มในแนวแถวและหลัก กล่าวคือ จะมี 1 แถวและ 1 หลักในภาพที่ถูกตัดออกไปแบบสุ่ม หลังจากนั้น ภาพจะถูกปรับขนาด (Resize) กลับคืนมาให้มีขนาดเท่าเดิม ซึ่งจะเห็นได้ว่าภาพ (ก) และภาพ (ข) มีความใกล้เคียงกันมาก เนื่องจากภาพ (ก) ถูกทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยเท่านั้น และเมื่อนำภาพทั้งสองมาลบกันเพื่อหาภาพผลต่าง

ดังแสดงในรูป (ค) จะเห็นได้ว่า ในบริเวณที่ภาพทั้งสองมีความแตกต่างกัน จะมีค่าความเข้มสูง (พิกเซลสีขาว) ส่วนบริเวณที่เป็นพื้นหลังจะมีค่าความเข้มต่ำ (พิกเซลสีดำ) เนื่องจากมีความแตกต่างกันน้อยมาก แต่อย่างไรก็ตาม บริเวณที่เป็นวัตถุยังคงมีความโดดเด่นไม่มาก จึงต้องมีขั้นตอนในการปรับปรุงช่วงของค่าความเข้ม เพื่อให้วัตถุมีความโดดเด่นเพิ่มมากขึ้น ซึ่งทำได้โดยการปรับ Contrast ของภาพ (ค) ผลลัพธ์ที่ได้แสดงในภาพ (ง)



รูปที่ 2 ตัวอย่างการสร้างภาพ Saliency Map

- (ก) ภาพอินพุตระดับเทา
- (ข) ภาพอินพุตที่ถูกทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยจากการชักตัวอย่างในแนวแถวและหลักและถูกปรับขนาดกลับมาให้มีขนาดเท่าเดิม
- (ค) ภาพผลต่างระหว่างภาพ (ก) และ (ข)
- (ง) ภาพที่ได้จากการปรับ Contrast

ดังนั้น จากหลักการข้างต้น จึงสามารถสรุปขั้นตอนการสร้างภาพ Saliency Map (I_{SM}) ที่นำเสนอในบทความนี้ได้ดังต่อไปนี้

1. แปลงภาพต้นฉบับ I (ปริภูมิสี RGB) ที่มีขนาด $M \times N \times 3$ เป็นภาพระดับเทา I_g ขนาด $M \times N$ ดังนี้ $I_g = 0.299R + 0.587G + 0.114B$ ซึ่งเป็นค่าความสว่าง (Luminance) ในปริภูมิสี

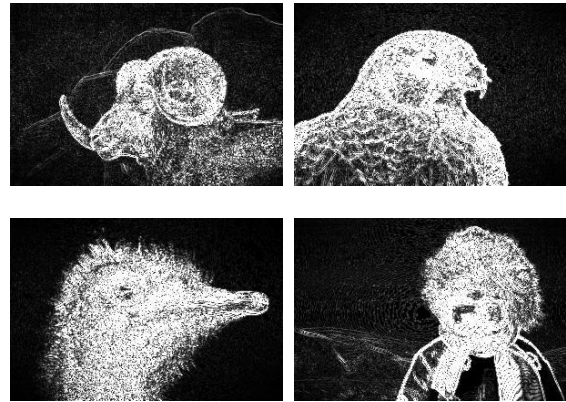
NTSC [13] โดยตัวอย่างภาพระดับเทาที่ได้แสดงดังรูปที่ 2 (ก)

2. ทำการสุ่มชักตัวอย่างคอลัมน์ของภาพ I_g ทั้งหมด 1 คอลัมน์ เพื่อให้ได้ภาพ I_{gc} ขนาด $M \times (N - 1)$ จำนวน $\alpha_c = 0.1N$ ครั้ง โดยคอลัมน์ที่สุ่มทั้งนั้นจะไม่ซ้ำกัน
3. ทำการหาภาพเฉลี่ยจากภาพ I_{gc} ทุกภาพ จากขั้นตอนที่ 2 ดังนี้ $\mu_c = \frac{1}{\alpha_c} \sum_{i=1}^{\alpha_c} I_{gc_i}$
4. ทำการสร้างภาพ I'_{gc} ขนาด $M \times N$ จากภาพ μ_c โดยใช้วิธีการประมาณค่าในช่วง (Interpolation) หรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นการปรับขนาด (Resize) ภาพ μ_c กลับมาให้มีขนาดเท่ากับภาพอินพุต นั่นเอง
5. ทำการสุ่มชักตัวอย่างแถวของภาพ I_g ทั้งหมด 1 แถว เพื่อให้ได้ภาพ I_{gr} ขนาด $(M - 1) \times N$ จำนวน $\alpha_r = 0.1M$ ครั้ง โดยแถวที่สุ่มทั้งนั้นจะไม่ซ้ำกัน
6. ทำการหาภาพเฉลี่ยจากภาพ I_{gr} ทุกภาพในขั้นตอนที่ 5 ดังนี้ $\mu_r = \frac{1}{\alpha_r} \sum_{i=1}^{\alpha_r} I_{gr_i}$
7. ทำการสร้างภาพ I'_{gr} ขนาด $M \times N$ จากภาพ μ_r โดยใช้วิธีการแบบเดียวกับขั้นตอนที่ 4
8. ทำการหาค่าเฉลี่ยของภาพ I'_{gc} และ I'_{gr} ดังนี้ $I'_{gm} = \frac{I'_{gc} + I'_{gr}}{2}$ ซึ่งตัวอย่างภาพที่ได้จากการทำขั้นตอนนี้ แสดงดังรูปที่ 2 (ข)
9. หาภาพ I_{Diff} ได้จากการหาภาพผลต่าง ดังนี้ $I_{Diff} = |I_g - I'_{gm}|$ ซึ่งตัวอย่างภาพที่ได้จากการทำขั้นตอนนี้ แสดงดังรูปที่ 2 (ค)
10. สร้างภาพ Saliency Map (I_{SM}) ได้ดังนี้

$$I_{SM}(i,j) = \begin{cases} I_{Diff}(i,j) & ; I_{Diff}(i,j) < \beta \\ \beta & ; \text{Otherwise} \end{cases}$$
 โดยที่ $\beta = \frac{\eta}{100} \times \max(I_{Diff})$ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ค่า $\eta = 10$ โดยขั้นตอนนี้เป็น การปรับ Contrast ของภาพ I_{Diff} เพื่อให้วัตถุมีความโดดเด่นเพิ่มมากขึ้น โดยใช้หลักการ Piecewise-Linear Transformation [14] จากนั้นทำการปรับช่วงของค่าความเข้ม

(Intensity) ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 255 จะทำให้ได้ภาพ Saliency Map (I_{SM}) ออกมา ซึ่งตัวอย่างภาพ Saliency Map ที่ได้จากขั้นตอนนี้ แสดงดังรูปที่ 2 (ง) ซึ่งการพิจารณาเลือกใช้ค่า η นี้จะได้อธิบายไว้ในหัวข้อที่ 4

ตัวอย่างภาพ Saliency Map (I_{SM}) ที่ได้แสดงดังรูปที่ 3 ซึ่งสร้างมาจากภาพ Low DOF ในรูปที่ 1 โดยจากรูปจะเห็นได้ว่าบริเวณที่เป็นวัตถุจะมีความเข้มสูง (สีขาว) ส่วนบริเวณที่เป็นพื้นหลังจะมีความเข้มต่ำ (สีดำ) ซึ่งในขั้นตอนถัดไปเราจะใช้ภาพ Saliency Map (I_{SM}) นี้ในการค้นหาตำแหน่งของวัตถุที่อยู่ในภาพ



รูปที่ 3 ตัวอย่างภาพ Saliency Map (I_{SM}) ที่ได้

3.2 การหาตำแหน่งของวัตถุ

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการค้นหาตำแหน่งของวัตถุในภาพ สำหรับใช้เป็นคอนทัวร์เริ่มต้น (Initial Contour) ให้กับเอ็กทิฟคอนทัวร์ในขั้นตอนถัดไป สาเหตุที่เราต้องค้นหาตำแหน่งโดยประมาณของวัตถุในภาพ เนื่องจากการกำหนดคอนทัวร์เริ่มต้นจะมีผลกระทบต่อผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ค่อนข้างมาก สามารถวิเคราะห์ได้ 3 กรณี ดังนี้

1. เมื่อกำหนดคอนทัวร์เริ่มต้นให้ครอบคลุมวัตถุทั้งหมดได้ แต่คอนทัวร์เริ่มต้นอยู่ห่างไกลจากวัตถุ การแบ่งส่วนภาพจะใช้เวลาาน และอาจได้บริเวณที่ไม่ใช่วัตถุปะปนมาได้

2. เมื่อกำหนดคอนทัวร์เริ่มต้นไม่ครอบคลุมวัตถุทั้งหมด การแบ่งส่วนภาพจะเร็วกว่ากรณีที่ 1 แต่วัตถุที่ได้อาจมีบริเวณบางส่วนขาดหายไป

3. เมื่อกำหนดคอนทัวร์เริ่มต้นครอบคลุมวัตถุทั้งหมด ซึ่งมีรูปร่างคล้าย และอยู่ใกล้กับวัตถุที่ต้องการ จะใช้เวลาในการแบ่งส่วนภาพน้อยกว่ากรณีที่ 1 และได้วัตถุที่มีรายละเอียดครบถ้วนมากกว่ากรณีที่ 2

จากการวิเคราะห์ ดังกล่าว ในบทความวิจัยนี้จึงได้ออกแบบและพัฒนาวิธีการค้นหาตำแหน่งของวัตถุในภาพ I_{SM} เพื่อจะนำไปใช้เป็นคอนทัวร์เริ่มต้น ให้เป็นแบบในกรณีที่ 3 โดยจากสมมติฐานที่ว่า ภาพ I_{SM} นั้น บริเวณที่เป็นวัตถุจะมีจุดสีขาวกระจายตัวอยู่อย่างหนาแน่น ในขณะที่บริเวณที่เป็นพื้นหลังจะมีจุดสีขาวกระจายตัวอย่างเบาบางหรือไม่มีเลย ซึ่งบทความวิจัยนี้ได้ใช้การกระจายตัวของจุดสีขาวมาช่วยในการหาตำแหน่งของวัตถุ

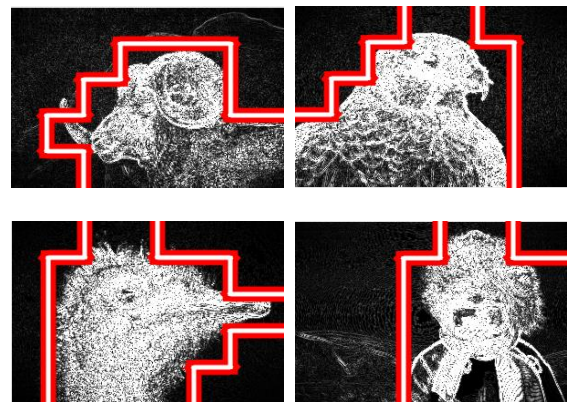
การหาตำแหน่งของวัตถุมีขั้นตอน ดังนี้

1. แบ่งภาพ I_{SM} ให้เป็นบล็อกขนาด $B_r \times B_c$ แบบไม่ซ้อนทับกัน โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้ $B_r = B_c = 40$ พิกเซล
2. หาค่าเฉลี่ยในบล็อก และกำหนดให้ทุกค่าในบล็อกมีค่าเป็นค่าเฉลี่ย
3. ทำขั้นตอนที่ 2. จนครบทุกบล็อก
4. หาค่าขีดแบ่ง θ_m โดยใช้วิธี Otsu [15] ถ้าบล็อกใดมีค่าเฉลี่ยสูงกว่าหรือเท่ากับค่า θ_m จะกำหนดค่าให้บล็อกนั้นเป็นสีขาว (มีค่าเป็น 1) และถ้าบล็อกใดมีค่าเฉลี่ยน้อยกว่าค่า θ_m จะกำหนดให้เป็นสีดำ (มีค่าเป็น 0) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้จะเป็นภาพขาว-ดำ
5. หาค่าความแปรปรวนในบล็อก (ใช้ภาพบล็อกในขั้นตอนที่ 1. ในการคำนวณ) และกำหนดให้ทุกค่าในบล็อกมีค่าเป็นค่าความแปรปรวน
6. ทำขั้นตอนที่ 5. จนครบทุกบล็อก
7. หาค่าขีดแบ่ง θ_{σ^2} โดยใช้วิธี Otsu [15] ถ้าบล็อกใดมีค่าความแปรปรวนสูงกว่าหรือเท่ากับค่า θ_{σ^2} จะกำหนดค่าให้บล็อกนั้นเป็นสีขาว (มี

ค่าเป็น 1) และถ้าบล็อกใดมีค่าความแปรปรวนน้อยกว่าค่า θ_{σ^2} จะกำหนดให้เป็นสีดำ (มีค่าเป็น 0) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้จะเป็นภาพขาว-ดำ

8. นำภาพขาว-ดำที่ได้จากขั้นตอนที่ 4. และ 7. มาทำการ OR กัน
9. ในกรณีที่พบว่าผลจากขั้นตอนที่ 8. เป็นบล็อกวงปิด (มีบล็อกสีขาวล้อมรอบบล็อกสีดำ) ให้ทำการเติมพื้นที่ในวงปิดนั้นด้วยสีขาว (มีค่าเป็น 1) ทั้งหมด
10. ทำการวาดเส้นล้อมรอบบล็อกที่เป็นสีขาวทั้งหมด ซึ่งก็คือ ตำแหน่งของวัตถุที่อยู่ในภาพ

ตัวอย่างการหาตำแหน่งของวัตถุในภาพ I_{SM} ในรูปที่ 3 แสดงดังรูปที่ 4 โดยจากรูปจะเห็นได้ว่าวัตถุถูกล้อมรอบด้วยเส้นคอนทัวร์ที่วางตัวอยู่ใกล้กับวัตถุ โดยเส้นคอนทัวร์เหล่านี้จะถูกนำไปใช้เป็นคอนทัวร์เริ่มต้นของวิธีการแอ็กทีฟคอนทัวร์ในขั้นตอนถัดไป



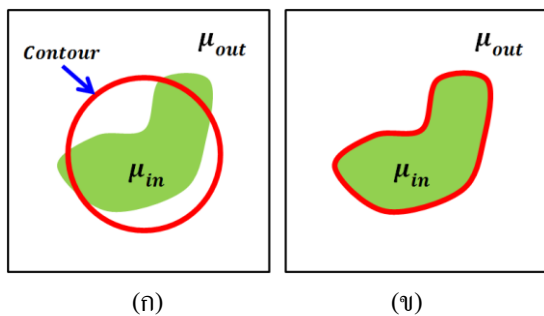
รูปที่ 4 ตัวอย่างการหาตำแหน่งของวัตถุในภาพ

3.3 การหาขอบเขตของวัตถุโดยใช้แอ็กทีฟคอนทัวร์

จากขั้นตอนในหัวข้อที่ 3.2 เราจะได้ตำแหน่งโดยประมาณของวัตถุที่อยู่ในภาพ ซึ่งยังไม่ใช่ขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุ ดังนั้น ต้องมีอีกหนึ่งขั้นตอนที่ทำหน้าที่หาขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุออกมา โดยในบทความวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้วิธีการแอ็กทีฟคอนทัวร์แบบใช้บริเวณ (Region-Based Active Contour Method) ที่

นำเสนอโดย Chan และ Vese [16] มาทำหน้าทีหาขอบเขตของวัตถุที่ต้องการในภาพ

วิธีการแอ็กทีฟคอนทัวร์นี้มีหลักการทำงาน คือ เส้นคอนทัวร์จะถูกวางลงบนภาพ เรียกว่า คอนทัวร์เริ่มต้น ตัวอย่างแสดงดังรูปที่ 5 (ก) จากนั้น เส้นคอนทัวร์จะค่อย ๆ เปลี่ยนรูปร่างและเคลื่อนที่ไปยังขอบเขตของวัตถุในภาพ โดยเส้นคอนทัวร์จะถูกขับเคลื่อนโดยแรง (Force) ที่ใช้ในการควบคุม ซึ่งสามารถกำหนดได้จากฟังก์ชันพลังงาน (Energy Function) โดยฟังก์ชันพลังงานนี้จะมีค่าน้อยที่สุดเมื่อเส้นคอนทัวร์วางตัวอยู่บนขอบเขตของวัตถุ ฟังก์ชันพลังงานที่นิยมใช้ในงานวิจัย ได้แก่ แบบใช้บริเวณ (Region-Based) โดยภาพอินพุตจะถูกแบ่งออกเป็น 2 บริเวณ ได้แก่ บริเวณที่อยู่ภายในคอนทัวร์และบริเวณที่อยู่ภายนอกคอนทัวร์ จากนั้น จะใช้ค่าเฉลี่ยของความเข้มของพิกเซลที่อยู่ภายในคอนทัวร์ μ_{in} และภายนอกคอนทัวร์ μ_{out} เป็นตัวกำหนดว่าจุดต่าง ๆ บนเส้นคอนทัวร์จะต้องเคลื่อนไปในทิศทางใด เพื่อไปยังขอบเขตของวัตถุ จนทำให้ได้ผลการแบ่งส่วนภาพดังแสดงในรูปที่ 5 (ข) ซึ่งเป้าหมายของการเคลื่อนที่นี้จะเป็นการทำให้ผลต่างระหว่างค่าความเข้มของทุกพิกเซลที่อยู่ภายในคอนทัวร์เมื่อเทียบกับ μ_{in} มีค่าน้อยที่สุด และผลต่างระหว่างค่าความเข้มของทุกพิกเซลที่อยู่ภายนอกคอนทัวร์เมื่อเทียบกับ μ_{out} มีค่าน้อยที่สุดเช่นกัน ซึ่งอาจกล่าวได้ว่าเส้นคอนทัวร์จะเคลื่อนที่และเปลี่ยนรูปร่างเพื่อจัดกลุ่มพิกเซลออกเป็น 2 กลุ่ม โดยพิกเซลที่มีค่าความเข้มใกล้เคียงกันจะถูกจัดกลุ่มให้อยู่ด้วยกัน นั่นเอง



รูปที่ 5 หลักการของแอ็กทีฟคอนทัวร์แบบใช้บริเวณ
(ก) คอนทัวร์เริ่มต้น (ข) ผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้

แรงที่ใช้ในการขับเคลื่อนคอนทัวร์มีที่มา ดังนี้ เริ่มต้นจากการกำหนดให้ C คือ คอนทัวร์ ที่ฝังตัวอยู่ในเซตระดับ (Level Set) ที่ศูนย์ของฟังก์ชัน $\phi(x,y)$ ดังสมการที่ (1) โดยที่ Ω คือ โดเมนของภาพ

$$C = \{(x,y) \in \Omega : \phi(x,y) = 0\} \quad (1)$$

กำหนดฟังก์ชันพลังงาน ดังสมการที่ (2) โดยฟังก์ชันพลังงานนี้จะมีค่าน้อยที่สุดเมื่อเส้นคอนทัวร์วางตัวอยู่บนขอบเขตของวัตถุในภาพ

$$E = \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \int_{\Omega} (I_{SM} - \mu_{in})^2 H_{\varepsilon}(\phi) dx dy + \int_{\Omega} (I_{SM} - \mu_{out})^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy \quad (2)$$

โดยที่ I_{SM} คือ ภาพ Saliency Map ที่ได้จากขั้นตอนในหัวข้อที่ 3.1 $H_{\varepsilon}(\phi)$ คือ ฟังก์ชัน Heaviside แสดงดังสมการที่ (3) $\delta_{\varepsilon}(\phi)$ คือ ฟังก์ชัน delta แสดงดังสมการที่ (4) μ_{in} คือ ค่าเฉลี่ยของความเข้มของทุก ๆ พิกเซลที่อยู่ภายในคอนทัวร์ แสดงดังสมการที่ (5) และ μ_{out} คือ ค่าเฉลี่ยของความเข้มของทุก ๆ พิกเซลที่อยู่ภายนอกคอนทัวร์ แสดงดังสมการที่ (6)

$$H_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{\phi}{\varepsilon} \right] \quad (3)$$

$$\delta_{\varepsilon}(\phi) = \frac{d}{d\phi} H_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{\pi} \left[\frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \right] \quad (4)$$

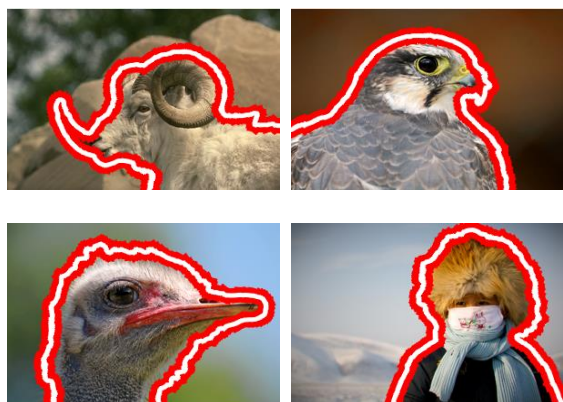
$$\mu_{in} = \frac{\int_{\Omega} I_{SM}(x,y) H_{\varepsilon}(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx dy} \quad (5)$$

$$\mu_{out} = \frac{\int_{\Omega} I_{SM}(x,y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy} \quad (6)$$

จากนั้น จะทำการหาสมการการเคลื่อนที่ของแอ็กทีฟคอนทัวร์ ที่ทำหน้าที่เป็นแรงขับเคลื่อนเส้นคอนทัวร์ให้วิ่งไปยังขอบเขตของวัตถุในภาพ โดยการหาอนุพันธ์ของสมการที่ (2) เทียบกับ ϕ แล้วกำหนดให้มีค่าเท่ากับ $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ จะทำให้ได้สมการการเคลื่อนที่ของแอ็กทีฟคอนทัวร์ ดังแสดงในสมการที่ (7)

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{\|\nabla \phi\|} \right) - (I_{SM} - \mu_{in})^2 + (I_{SM} - \mu_{out})^2 \right] \quad (7)$$

จากสมการที่ (7) เป็นการหาขอบเขตของวัตถุในภาพโดยการเคลื่อนที่ไปเรื่อย ๆ ของเอ็กทิฟคอนทัวร์ ซึ่งเป็นการคำนวณหาเส้นคอนทัวร์ในลักษณะการวนซ้ำ (Iteration) ดังนั้น จึงจำเป็นต้องมีการกำหนดตำแหน่งและรูปร่างของคอนทัวร์เริ่มต้น (Initial Contour) ซึ่งในขั้นตอนนี้ได้ใช้คอนทัวร์เริ่มต้น ที่ได้จากขั้นตอนในหัวข้อที่ 3.2 โดยตัวอย่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ แสดงดังรูปที่ 6 ซึ่งจะเห็นได้ว่าเอ็กทิฟคอนทัวร์สามารถเคลื่อนที่ไปยังขอบเขตของวัตถุที่เราต้องการได้อย่างตามที่ต้องการ



รูปที่ 6 ตัวอย่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้

4. การทดลอง

ในการทดลองนี้ ได้ทดลองกับภาพจากฐานข้อมูล BSDS500 [1] จำนวน 86 ภาพ และฐานข้อมูล GraKriWei [2] จำนวน 63 ภาพ รวมทั้งสิ้น 149 ภาพ ซึ่งทั้งสองฐานข้อมูลนี้มีผลการแบ่งส่วนภาพด้วยมือ (Manual Segmentation) แนบมาให้อยู่แล้ว เพื่อใช้สำหรับวัดความถูกต้องของผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้จากการทดลอง ทั้งนี้ภาพทั้งหมดจากทั้งสองฐานข้อมูลเป็นภาพ Low DOF ทั้งสิ้น ดังนั้น ในการวัดประสิทธิภาพในบทความวิจัยนี้ จะวิเคราะห์ผลการทดลองจากค่าเฉลี่ยที่ได้จากสองฐานข้อมูลร่วมกัน นอกจากนี้ ได้มีการเปรียบเทียบผลการแบ่งส่วนภาพจากวิธีที่นำเสนอ เทียบกับวิธีการจากงานวิจัยของ Mei และคณะ [12]

ตัวชี้วัดที่นำมาใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้องของผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ ได้แก่ ค่า F [17] และ Time โดยค่า F คำนวณได้ดังสมการที่ (8)

$$F = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

โดยที่ $\text{Precision} = TP / (TP + FP)$ และ $\text{Recall} = TP / (TP + FN)$ ความหมายของ TP, FP และ FN หมายถึง จำนวนพิกเซลของ True Positive, False Positive และ False Negative ตามลำดับ โดยจำนวนพิกเซลเหล่านี้เป็นการนับเทียบระหว่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ เทียบกับผลการแบ่งส่วนภาพด้วยมือ (Manual Segmentation) โดยค่า F นี้จะมีค่าสูงสุดเท่ากับ 1 ซึ่งอาจกล่าวได้ว่าค่า F แสดงถึงความเหมือนระหว่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ เทียบกับผลการแบ่งส่วนภาพด้วยมือนั่นเอง

สำหรับค่า Time ซึ่งเป็นเวลาที่ใช้ในการคำนวณประมวลผล มีหน่วยเป็นวินาที โดยเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการรัน โปรแกรมมีคุณสมบัติ ดังนี้ Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU 3.60 GHz และใช้ RAM 16 GB

ค่า F และ ค่า Time ที่ได้จากการทดลองแบ่งส่วนภาพจากฐานข้อมูลทั้งสองจำนวนรวม 149 ภาพ แสดงในตารางที่ 1 และตัวอย่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้แสดงในตารางที่ 2

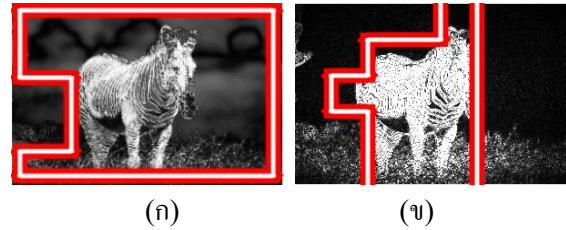
ตารางที่ 1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ค่า F และ Time เป็นตัวชี้วัด

ค่าตัวชี้วัด		วิธีการของ Mei และคณะ [12]	วิธีการที่นำเสนอ
F	max	0.9868	0.9927
	min	0.3970	0.4948
	mean	0.8365	0.8518
	std	0.1268	0.0949
Time (วินาที)	max	237.7674	75.6268
	min	19.7344	2.2119
	mean	112.1134	15.9053
	std	49.8231	22.2968

จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าวิธีการที่นำเสนอให้ค่าเฉลี่ย F มากกว่าวิธีการของ Mei และคณะ โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.8518 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของวิธีการที่นำเสนอยังคงมีค่าน้อยกว่าอีกด้วย มีค่าเท่ากับ 0.0949 แสดงให้เห็นว่าผลการแบ่งส่วนภาพ จากวิธีการที่นำเสนอมีความถูกต้องใกล้เคียงกันในแต่ละภาพ นอกจากนี้ ในเรื่องของเวลาที่ใช้ในการประมวลผล วิธีการที่นำเสนอใช้เวลาเฉลี่ยในการแบ่งส่วนภาพอยู่ที่ 15.9053 วินาที ซึ่งมีค่าน้อยกว่าวิธีการของ Mei และคณะ ประมาณ 7 เท่า เนื่องจากวิธีการที่นำเสนอมีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อน ในขั้นตอนของการสร้างภาพ Saliency Map อีกทั้งยังมีขั้นตอนในการหาตำแหน่งโดยประมาณของวัตถุในภาพก่อน เพื่อเป็นการวางคอนทัวร์เริ่มต้นให้อยู่ใกล้กับขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุ ส่งผลให้แอ็กทิฟคอนทัวร์ใช้เวลาไม่มากในการเคลื่อนที่เข้าหาวัตถุ

ในตารางที่ 2 เป็นตัวอย่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบกับวิธีการของ Mei และคณะ ซึ่งจะเห็นได้ว่าภาพ Saliency map ที่ได้จากวิธีการที่นำเสนอ โดยรวมนั้น บริเวณที่เป็นวัตถุมีความโดดเด่นมากกว่า จึงทำให้ผลการแบ่งส่วนวัตถุที่ต้องการมีความถูกต้องมากกว่า ตัวอย่างเช่น ผลการแบ่งส่วนภาพม้าลาย ดังแสดงในแถวที่ 1 ซึ่งเห็นได้ว่าภาพ Saliency map ของวิธีการของ Mei และคณะ พื้นหลังยังคงมีส่วนที่ดกค้างอยู่ ตัวม้าลายจึงมีความโดดเด่นและแตกต่างจากพื้นหลังไม่มากนัก ส่งผลให้ขั้นตอนการวางคอนทัวร์เริ่มต้นที่ใช้หลักการของการกระจายตัวแบบแกมมา (Gamma Distribution) ได้สร้างคอนทัวร์เริ่มต้นครอบคลุมตัววัตถุที่กว้างเกินไป ดังแสดงในรูปที่ 7(ก) จึงทำให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้มีพื้นหลังปะปนมาเป็นจำนวนมาก แต่สำหรับวิธีการที่นำเสนอในบทความวิจัยนี้ ภาพ Saliency map ที่ได้ ตัวม้าลายจะมีความโดดเด่นชัดเจนมากกว่า ส่วนบริเวณที่เป็นพื้นหลังได้ถูกกำจัดออกไปเกือบทั้งหมด จึงทำให้ขั้นตอนในการวางตำแหน่งของคอนทัวร์เริ่มต้นสามารถวางคอนทัวร์เริ่มต้นได้ใกล้เคียงกับตัวม้าลาย ดังแสดงในรูปที่ 7(ข) ทำให้แอ็กทิฟคอนทัวร์สามารถ

เคลื่อนที่เข้าหาตัวม้าลายได้อย่างรวดเร็วและมีความถูกต้องมากกว่า



รูปที่ 7 การวางคอนทัวร์เริ่มต้นบนภาพ Saliency Map (ก) วิธีการของ Mei และคณะ [12] (ข) วิธีการที่นำเสนอ

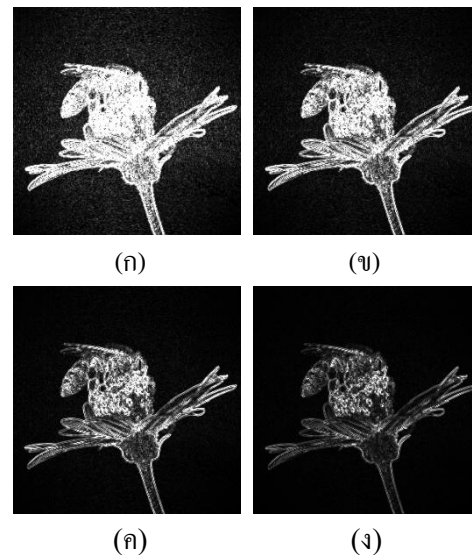
จากผลการทดลองในแถวที่ 2 ถึง 6 ของตารางที่ 2 จะเห็นได้ว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถสร้างภาพ Saliency Map ที่ตัววัตถุมีความชัดเจนได้มากกว่าวิธีการของ Mei และคณะ โดยสังเกตได้จากขอบเขตของวัตถุที่มีความต่อเนื่องไม่จางหาย จึงทำให้แอ็กทิฟคอนทัวร์สามารถเคลื่อนที่ไปยังขอบเขตของวัตถุได้ถูกต้อง ไม่เคลื่อนที่เลยเข้าไปในบริเวณที่เป็นวัตถุ ส่งผลให้ได้ตัววัตถุที่มีความถูกต้องสมบูรณ์มากกว่า ดังนี้ ภาพในแถวที่ 2 ได้กลีบดอกไม้ครบถ้วน ภาพในแถวที่ 3 ได้แขนของเด็กน้อยอย่างถูกต้อง ภาพในแถวที่ 4 ได้เสื้อผ้าของหุ่นผู้หญิงแบบเต็มตัว ภาพในแถวที่ 5 ได้ลำตัวของรถยนต์ครบทั้งคัน และภาพในแถวที่ 6 ได้เสื้อที่มีบริเวณลำคอครบสมบูรณ์

จากผลการทดลองในแถวที่ 7 ของตารางที่ 2 วิธีการของ Mei และคณะ จะมีส่วนเกินที่เป็นพื้นน้ำได้ขอบไม้ติดมาด้วย ส่วนวิธีการที่นำเสนอจะได้เฉพาะนกและขอบไม้ออกมาซึ่งเป็นวัตถุที่เราต้องการ เนื่องจากวิธีการที่นำเสนอใช้แอ็กทิฟคอนทัวร์แบบใช้บริเวณครอบคลุม (Global) จึงทำให้บริเวณพื้นน้ำในภาพ Saliency Map ที่มีความโดดเด่นน้อยกว่านกและขอบไม้ ไม่ถูกแอ็กทิฟคอนทัวร์จัดกลุ่มให้เป็นกลุ่มเดียวกับวัตถุ

นอกจากนี้ ในแถวที่ 8 ของตารางที่ 2 ผลการแบ่งส่วนภาพแมลงกับดอกไม้ วิธีการของ Mei และคณะ จะได้บางส่วนของพื้นหลังติดมาด้วยที่บริเวณใต้กลีบดอกไม้ ด้านขวา สาเหตุเนื่องมาจาก วิธีการของ Mei และคณะ ใช้

แอ็กทิฟคอนทราสต์แบบบริเวณที่ใช้ค่าความเข้มของพิกเซลทั้งหมด (Global) ของภาพ Saliency Map ร่วมกับค่าความเข้มท้องถิ่น (Local) ของภาพอินพุตต้นฉบับ ซึ่งเฉลี่ยในภาพอินพุตต้นฉบับ จะมีอิทธิพลต่อการเคลื่อนที่ของแอ็กทิฟคอนทราสต์ด้วย จึงส่งผลให้ได้บริเวณที่เป็นพื้นหลังที่มีความแตกต่างกันของเฉลี่ยบริเวณได้กลับดอกไม้ติดมาด้วย แต่สำหรับวิธีการที่น่าเสนอ จะแบ่งส่วนได้ตัวแมลงและดอกไม้ ออกมาอย่างครบถ้วนสมบูรณ์ไม่มีส่วนเกินของพื้นหลังติดมาด้วย เนื่องจากตัววัตถุมีความโดดเด่นและเป็นกลุ่มก้อนมีขาวชัดเจนในภาพ Saliency Map อีกทั้งวิธีการที่น่าเสนอนี้ได้เลือกใช้แอ็กทิฟคอนทราสต์แบบบริเวณที่ใช้ค่าความเข้มของพิกเซลที่ครอบคลุมทั้งภาพ (Global) ของภาพ Saliency Map เท่านั้น จึงทำให้ค่าความเข้มของภาพอินพุตต้นฉบับ ไม่มีอิทธิพลต่อการเคลื่อนที่ของแอ็กทิฟคอนทราสต์ และมีการคำนวณที่ซับซ้อนน้อยกว่า จึงใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยกว่าอีกด้วย

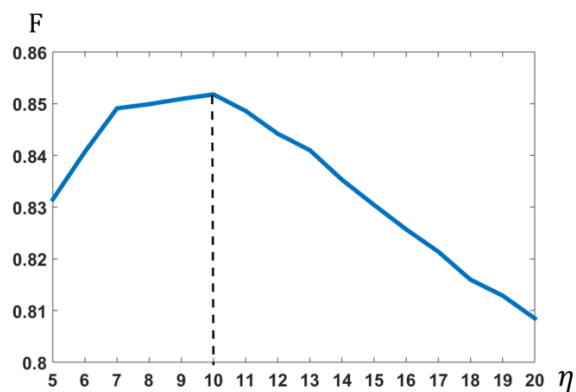
จากขั้นตอนที่ 10 ของการสร้างภาพ Saliency Map ในหัวข้อที่ 3.1 ได้มีการเลือกใช้ค่า $\eta = 10$ ซึ่งเป็นค่าที่ได้มาจากการสังเกตผลการทดลองในการสร้างภาพ Saliency Map โดยค่า η นี้จะมีผลกับการปรับ Contrast ของภาพ Saliency Map ซึ่งสามารถพิจารณาได้ดังนี้ ถ้าเราใช้ η ที่มีค่าน้อย บริเวณที่เป็นวัตถุในภาพ Saliency Map จะมีความโดดเด่นขึ้นมา แต่บริเวณบางส่วนของพื้นหลังก็อาจจะโดดเด่นตามขึ้นมาด้วย ซึ่งจะมีผลกระทบกับการแบ่งส่วนภาพในขั้นตอนของแอ็กทิฟคอนทราสต์ ทำให้ผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ จะมีส่วนเกินที่ไม่ต้องการติดมาด้วย แต่ในทางกลับกันถ้าเราใช้ η ที่มีค่ามากเกินไป อาจทำให้บริเวณบางส่วนของวัตถุไม่มีความโดดเด่นขึ้นมาหรือจางหายไป ดังตัวอย่างแสดงในรูปที่ 8 ซึ่งเป็นภาพ Saliency Map ที่ถูกปรับ Contrast โดยใช้ค่า η ที่แตกต่างกัน โดยจะเห็นได้ว่า การใช้ค่า $\eta = 10$ จะทำให้ได้วัตถุที่มีความโดดเด่นและแตกต่างจากพื้นหลังชัดเจน



รูปที่ 8 ตัวอย่างภาพ Saliency Map
ที่ใช้ค่า η ที่แตกต่างกัน

(ก) $\eta = 5$ (ข) $\eta = 10$ (ค) $\eta = 20$
(ง) $\eta = 40$

ในงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดลองหาความสัมพันธ์ระหว่างค่า η และค่า F เฉลี่ย ที่ได้จากการทดลองกับภาพทั้งสองฐานข้อมูล รวมทั้งสิ้น 149 ภาพ เพื่อแสดงให้เห็นถึงผลกระทบของผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้ เมื่อค่า η มีการเปลี่ยนแปลงไป ดังแสดงในกราฟรูปที่ 9 โดยเป็นการเปลี่ยนแปลงค่า η ในช่วง 5 ถึง 20 ซึ่งจะเห็นได้ว่าการใช้ค่า η ที่น้อยหรือมากเกินไปจะทำให้ค่า F เฉลี่ย มีค่าไม่มากนัก และจากผลการทดลองที่ได้นี้ จะเห็นได้ว่าการเลือกใช้ค่า $\eta = 10$ เป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับใช้ปรับ Contrast ในขั้นตอนของการสร้างภาพ Saliency Map



รูปที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างค่า η และค่า F เฉลี่ย

5. บทสรุป

งานวิจัยนี้ได้ออกแบบและพัฒนาวิธีการแบ่งส่วนภาพ Low DOF เพื่อแบ่งส่วนวัตถุที่ชัดเจนออกจากพื้นหลังที่เบลอ มีการทำงาน 3 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนแรกเป็นการสร้างภาพ Saliency Map โดยใช้วิธีการชักตัวอย่างแบบสุ่ม เพื่อให้ได้วัตถุที่มีความโดดเด่นและแตกต่างกับพื้นหลัง ขั้นตอนที่สองเป็นการหาตำแหน่งของวัตถุ ซึ่งเป็นการค้นหาตำแหน่งโดยประมาณของวัตถุ สำหรับใช้เป็นคอนทัวร์เริ่มต้น และ ขั้นตอนสุดท้ายเป็นการหาขอบเขตของวัตถุโดยใช้เอ็กทิฟคอนทัวร์ เป็นการขับเคลื่อนคอนทัวร์ให้วิ่งไปยังขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุในภาพ ซึ่งจากการทดลองกับภาพจากฐานข้อมูลสองฐานข้อมูล รวมทั้งสิ้น 149 ภาพ พบว่า วิธีการที่นำเสนอมีความสามารถในการแบ่งส่วนภาพที่มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการของงานวิจัย [12] ที่นำมาเปรียบเทียบ โดย

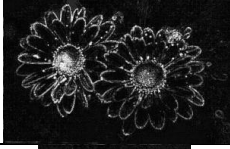
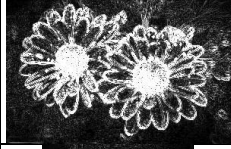
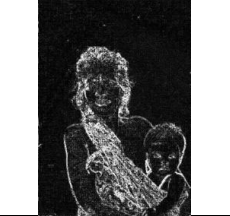
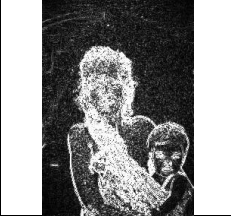
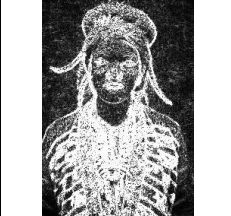
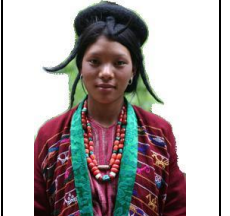
ให้ค่า F เฉลี่ยที่สูงกว่า และยังใช้เวลาในการประมวลผลเฉลี่ยที่น้อยกว่าประมาณ 7 เท่าอีกด้วย

6. กิตติกรรมประกาศ

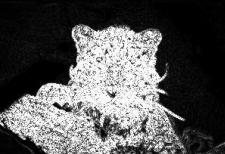
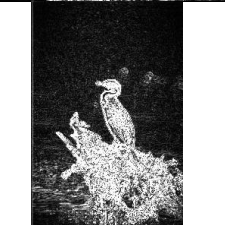
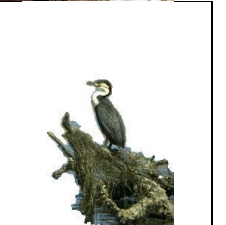
งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัย ประเภท ทุนอุดหนุนการวิจัยเพื่อผลิตผลงานวิจัยตีพิมพ์ในวารสารวิชาการ จากกองทุนวิจัยและสร้างสรรค์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2556

ขอขอบคุณ อาจารย์ ดร.ปาริฉัตร เสริมวุฒิ สาร อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ที่ให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์อย่างมากในการทำงานวิจัยครั้งนี้

ตารางที่ 2 ตัวอย่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้

ที่	ภาพอินพุต	วิธีการของ Mei และคณะ [12]		วิธีการที่นำเสนอ	
		Saliency Map	ผลการแบ่งส่วน	Saliency Map	ผลการแบ่งส่วน
1					
2					
3					
4					

ตารางที่ 2 (ต่อ) ตัวอย่างผลการแบ่งส่วนภาพที่ได้

ที่	ภาพอินพุต	วิธีการของ Mei และคณะ [12]		วิธีการที่นำเสนอ	
		Saliency Map	ผลการแบ่งส่วน	Saliency Map	ผลการแบ่งส่วน
5					
6					
7					
8					

เอกสารอ้างอิง

- [1] Martin, D., Fowlkes, C., Tal, D. and Malik, J. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. 8th IEEE International Conference on Computer Vision, July 2001; 416–423.
- [2] Graf, F., Kriegel, H. and Weiler, M. Robust segmentation of relevant regions in low depth of field images. 18th IEEE International Conference on Image Processing, Sep. 2011, 2861–2864.
- [3] Tsai, D. and Wang, H. Segmenting focused objects in complex visual images. *Pattern Recognition Letters*, 1998; 19(10): 929–940.
- [4] Ye, Z. and Lu, C. Unsupervised multiscale focused objects detection using hidden markov tree. International Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Process, 2002; 812–815.
- [5] Kim, C.I. Segmenting a low-depth-of-field image using morphological filters and region merging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005; 14(10): 1503–1511.
- [6] Kim, C.I., Park, J.W., Lee, J.H. and Hwang, J.N. Fast extraction of objects of interest from images with low depth of field. *ETRI Journal*, 2007; 29(3): 353–362.
- [7] Ahn, S. and Chong, J. Segmenting a noisy low-depth-of-field image using adaptive second-order statistics. *IEEE signal processing letter*, 2015; 22(3): 275–278.
- [8] Li, H. and Ngan, K.N. Unsupervised video segmentation with low depth of field, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007; 17: 1742–1751.
- [9] Zhang, K., Lu, H., Wang, Z., Zhao, Q. and Duan, M. A fuzzy segmentation of salient region of interest in low depth of field image. International Conference on Multimedia Modeling, 2006; 782–791.

- [10] Vikram, T.N, Tscherepanow, M. and W, Britta. A saliency map based on sampling an image into random rectangular regions of interest. *Pattern Recognition*, 2012; 45: 3114-3124.
- [11] Tsai, W.H. Moment-preserving thresholding: a new approach. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985; 29: 377-393.
- [12] Mei, J., Si, Y. and Gao, H. A curve evolution approach for unsupervised segmentation of images with low depth of field. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2013; 22(10): 4086–4095.
- [13] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. and Eddins, S.L. Digital image processing using MATLAB. McGraw-Hill Education, second Edition, Chapter 6, 2011; 282.
- [14] Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. Digital image processing. Prentice Hall, second Edition, Chapter 3, 2001; 85.
- [15] Otsu, N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979; 9(1): 62–66.
- [16] Chan, T.F. and Vese, L.A. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001; 10(2): 266–277.
- [17] Rijsbergen, C.V. Information Retrieval. second edition, Department of Computer Science, University of Glasgow, 1979.