



การสกัดเขตแดนของภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหลายช่องสัญญาณโดยใช้แบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ที่ได้จากภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพาที่

วุฒิชัย พรพิชฌพงศ์ และ นวภัค เอื้ออนันต์*

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08 9620 4196 อีเมล: nawapak@kku.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.04.001

รับเมื่อ 9 ตุลาคม 2563 แก้ไขเมื่อ 22 ธันวาคม 2563 ตอรับเมื่อ 29 มกราคม 2564 เผยแพร่ออนไลน์ 1 เมษายน 2565

© 2022 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหรือภาพเอ็มอาร์แต่ละชนิดมีคุณสมบัติเหมาะสมสำหรับการวินิจฉัยโรคที่แตกต่างกัน โดยแพทย์อาจจะแยกวิเคราะห์ภาพเอ็มอาร์แต่ละภาพเดี่ยวๆ หรือนำภาพเอ็มอาร์หลายชนิดมาวิเคราะห์พร้อมกันเพื่อให้ได้รับข้อมูลมากขึ้น ในกรณีหลังการนำภาพเอ็มอาร์หลายชนิดมาประกอบเข้าด้วยกันทำให้เกิดเป็นภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณขึ้น การวิเคราะห์ภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณจะมีความซับซ้อนยุ่งยากกว่าการวิเคราะห์ภาพเอ็มอาร์เดี่ยวๆ ทั้งในแง่ปริมาณข้อมูลที่เพิ่มมากขึ้น และมีความสัมพันธ์ของข้อมูลระหว่างช่องสัญญาณเกิดขึ้น บทความนี้นำเสนอวิธีการหนึ่งในการวิเคราะห์ภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณ ได้แก่ การสกัดเขตแดนของภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณโดยใช้แบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ที่สร้างจากภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพาที่ วิธีการที่นำเสนอพัฒนามาจากแบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ภาพซึ่งแต่เดิมสามารถประยุกต์ใช้ได้เฉพาะกับภาพเดคสึทาเท่านั้น บทความนี้ได้นำเสนอสนามเวกเตอร์แบบใหม่ที่ใช้ในแบบจำลองที่สามารถคำนวณได้โดยตรงจากภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณได้ซึ่งประกอบด้วย 1) สนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัดที่สร้างโดยการรวบรวมเวกเตอร์ระยะขจัดจากจุดศูนย์กลางไปยังจุดเซนทรอยด์ของภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพาที่ 2) สนามเวกเตอร์ขอบที่สร้างมาจากสนามเวกเตอร์ที่มีลักษณะเหมือนสนามเวกเตอร์แอมิลโทเนียนเกรดเดียนต์ที่ดัดแปลงจากสูตรการคำนวณสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด ผลการทดลองการแบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณโดยใช้ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอซึ่งประเมินประสิทธิภาพโดยใช้ Rand Index, Global Consistency Error, Normalized Variation of Information, Boundary Displacement Error และ Dice coefficients พบว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพดีมากและใช้เวลารวดเร็วในการสกัดเขตแดนของภาพเอ็มอาร์

คำสำคัญ: การสกัดเขตแดน การเคลื่อนที่ของอนุภาค ภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพาที่ ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็ก ภาพเอ็มอาร์ ภาพหลายช่องสัญญาณ

การอ้างอิงบทความ: วุฒิชัย พรพิชฌพงศ์ และ นวภัค เอื้ออนันต์, “การสกัดเขตแดนของภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหลายช่องสัญญาณโดยใช้แบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ที่ได้จากภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพาที่,” วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 2565, doi: 10.14416/j.kmutnb.2022.04.001.



Boundary Extraction of Multichannel Magnetic Resonant Images Based on a Model of Particle Motion in a Vector Field Derived from Local Color Distance Images

Wutthichai Phornphatcharaphong and Nawapak Eua-Anant*

Department of Computer Engineering Faculty of Engineering Khon Kaen University, Khon Kaen, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 08 9620 4196, E-mail: nawapak@kku.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.04.001

Received 9 October 2020; Revised 22 December 2020; Accepted 29 January 2021; Published online: 1 April 2022

© 2022 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

Each type of magnetic resonance (MR) image has distinctive features suitable for the diagnosis of different lesions, in which doctors can analyze each MR image separately or combine several MR images, of different types, to gain more information. In the latter case, the combination of MR images of different types results in a multichannel MR image. Analyzing a multichannel MR image is far more difficult than analyzing a single MR image due to the larger data volume and the complexity of inter-channel data relation. This article presents one of the methods for analyzing a multichannel MR image, namely, boundary extraction of a multichannel MR image using a model of particle motion in a vector field derived from local color distance images (PMLCD). The proposed method is developed from the boundary extraction algorithm based on particle motion in a vector image field (PMVIF), which could previously only be applied to grayscale images. This paper proposes two new vector fields, used in the model, which can be computed directly from a multichannel MR image: 1) the normal compressive vector field derived from the center-to-centroid vectors of local color distance images. 2) The edge vector field derived from the Hamiltonian gradient-like vector field modified from the normal compressive vector field. Performance evaluation results of multichannel MR image segmentation using Rand Index (RI), Global Consistency Error (GCE), Normalized Variation of Information (NVI), Boundary Displacement Error (BDE), and Dice Coefficients indicate that the proposed method has good performance and fast computation time.

Keywords: Boundary Extraction, Particle Motion, Local Color Distance Images, Magnetic Resonant Images, Multichannel Images

Please cite this article in press as: W. Phornphatcharaphong and N. Eua-Anant, "Boundary extraction of multichannel magnetic resonant images based on a model of particle motion in a vector field derived from local color distance images," *The Journal of KMUTNB*, 2022 (in Thai), doi: 10.14416/j.kmutnb.2022.04.001.

1. บทนำ

การสกัดเขตแดนมีบทบาทสำคัญในการประมวลผลภาพเป็นอย่างมาก ความสำเร็จของการประมวลผลภาพขั้นสูง เช่น การตรวจจับวัตถุในภาพ การวิเคราะห์ภาพ ขึ้นอยู่กับผลลัพธ์ของการสกัดเขตแดนซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีประมวลผลภาพเบื้องต้นเป็นอย่างมาก ผลลัพธ์จากการสกัดเขตแดนอาจนำไปใช้ในงานที่หลากหลายตั้งแต่การประมวลผลภาพองค์ประกอบเดียวจนถึงการวิเคราะห์ภาพที่มีหลายแถบความถี่หรือหลายช่องสัญญาณ ในทางการแพทย์มีการใช้งานภาพหลายช่องสัญญาณที่รู้จักันดี ได้แก่ ภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหรือภาพเอ็มอาร์ (Magnetic Resonance; MR) ซึ่งถูกใช้ในการตรวจวินิจฉัยรอยโรคของผู้ป่วยเพื่อนำมาใช้ในการรักษาและติดตามผลการรักษา การถ่ายภาพเอ็มอาร์อาศัยคุณสมบัติความเป็นแม่เหล็กของไฮโดรเจนอะตอม ซึ่งเป็นส่วนประกอบหลักของสสารที่อยู่ภายในร่างกายมนุษย์ [1] เช่น โมเลกุลของน้ำ เมื่อผู้รับการตรวจเข้าไปอยู่ภายใต้สนามแม่เหล็กความเข้มสูง เครื่องจะส่งสัญญาณคลื่นวิทยุที่มีความถี่จำเพาะเข้าไปกระตุ้นระบบอวัยวะที่จะตรวจ เมื่ออวัยวะนั้นๆ ถูกกระตุ้นจะมีการเปลี่ยนแปลงระดับพลังงานตามขบวนการทางฟิสิกส์ที่เรียกว่าการกำทอน (Resonance) หลังจากหยุดกระตุ้นอะตอมไฮโดรเจนภายในร่างกายจะมีการคายพลังงานในรูปคลื่นวิทยุออกมา เครื่องเอ็มอาร์เอจะมีอุปกรณ์รับสัญญาณคลื่นวิทยุที่ปลดปล่อยออกมา และประมวลผลข้อมูลที่ได้เพื่อสร้างเป็นภาพเอ็มอาร์ โดยภาพในแต่ละเฟรมสามารถปรับค่าเวลาของสัญญาณลำดับพัลส์ (Pulse Sequence) ที่เรียกว่าค่าเวลาการทำซ้ำ (Time to repetition; TR) และค่าเวลาการสะท้อน (Time to Echo; TE) การถ่ายภาพเอ็มอาร์ในเฟรม หรือสไลด์เดียวกันสามารถถ่ายภาพได้หลายรูปแบบขึ้นกับการปรับแต่งค่า TR และ TE ซึ่งจะให้ผลลัพธ์เป็นภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณที่มีความครบถ้วนของข้อมูลมากกว่าการถ่ายภาพเอ็มอาร์รูปแบบเดียว

ในการนำภาพเอ็มอาร์มาวิเคราะห์นั้น วิธีการประมวลผลเบื้องต้นที่สำคัญ ได้แก่ การแบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์เพื่อแยกแยะวัตถุภายในภาพออกจากฉากหลัง วิธีการแบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์ส่วนใหญ่พัฒนามาจากวิธีการแบ่งส่วน

ภาพแบบคลาสสิก ซึ่งเป็นการประมวลผลภาพระดับต่ำที่ให้ความสำคัญของการแบ่งส่วนภาพ โดยไม่ต้องมีการเรียนรู้ฝึกฝนจากข้อมูลฝึกหัด วิธีการแบ่งส่วนภาพแบบคลาสสิกสามารถแบ่งเป็น 3 ประเภท คือ วิธีการที่ใช้ข้อมูลจุดภาพเป็นหลัก (Pixel-based) วิธีการที่ใช้ข้อมูลขอบเป็นหลัก (Edge-based) และวิธีการที่ใช้ข้อมูลพื้นที่เป็นหลัก (Region-based) วิธีการที่ใช้ข้อมูลจุดภาพเป็นหลักเป็นวิธีการแยกจุดภาพที่เป็นวัตถุออกจากจุดภาพที่เป็นฉากหลังโดยพิจารณาจากคุณสมบัติของจุดภาพเพียงอย่างเดียว เช่น วิธีการโกลบอลเรดิโวล [2], [3] เป็นการนำค่าความเข้มของจุดภาพเปรียบเทียบกับค่าเรดิโวลชุดเดียวในการแบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์ทั้งภาพ Sandhya และคณะ [4] ใช้ค่าเรดิโวลหลายระดับจำนวน 1 ชุด สำหรับแบ่งส่วนภาพภาพเอ็มอาร์ แบบ T1-Weighted เพื่อแยกส่วนเนื้อขาว เนื้อสีเทา และน้ำไขสันหลังได้อย่างแม่นยำโดยเฉลี่ยร้อยละ 96.52 วิธีการโลคอลเรดิโวล [5] เป็นการแยกแยะจุดภาพโดยใช้ค่าเรดิโวลที่ปรับเปลี่ยนไปตามคุณสมบัติของภาพย่อย Shanthi และ Kumar [6] แยกแยะจุดภาพที่เป็นกระโหลกในภาพเอ็มอาร์แบบ T1-Weighted โดยการหาค่าเฉลี่ยของจุดภาพที่มีมากกว่าจุดภาพบริเวณวงของกระโหลกรอบนอกแล้วเปรียบเทียบกับบริเวณภายในกระโหลกเพื่อแยกแยะฉากหลังออก จากนั้นจึงวิเคราะห์ฮิสโทแกรม (Histogram) ของจุดภาพภายในกระโหลกเพื่อแยกส่วนเนื้อสีขาว เนื้อสีเทา และน้ำไขสันหลัง Dogra และคณะ [7] ใช้ขั้นตอนวิธี k-mean และใช้ค่า Centroid ของกลุ่มของจุดภาพในโดเมนของความเข้มของจุดภาพเพื่อแยกแยะจุดภาพที่เป็นวัตถุ (เนื้องอกในภาพเอ็มอาร์) กับจุดภาพที่เป็นฉากหลัง

วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ข้อมูลขอบเป็นหลักเป็นวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการตรวจจับบริเวณขอบที่เป็นรอยต่อระหว่างวัตถุกับฉากหลัง เพื่อนำข้อมูลขอบมาใช้แบ่งพื้นที่อีกทีหนึ่ง วิธีตรวจจับขอบทำได้โดยอาศัยอนุพันธ์ของรูปภาพเป็นหลัก เช่น วิธีการของ Canny [8] การใช้ Zero-crossing ของภาพลาปลาเซียน [9], Raghavendra และ Prasad [10] ใช้ภาพ Zero Crossing ที่ได้จากตัวดำเนินการ Laplacian of the Gaussian เพื่อตรวจจับขอบของวัตถุในภาพเอ็มอาร์



Laishram [11] ตรวจจับขอบในภาพเอ็มอาร์โดยจัดกลุ่มจุดภาพโดยใช้ Particle Swarm ร่วมกับตรรกศาสตร์แบบคลุมเครือ Fuzzy C means แล้วใช้วิธีการของ Canny [9] เพื่อทำให้ขอบมีความชัดเจนมากขึ้น ผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ข้อมูลขอบอาจจะอยู่ในรูปแผนที่จุดภาพขอบ (Edge Map) [12] หรือ Template [13] หรือลำดับของพิกัดของจุดที่เรียงต่อกันเป็นเส้นขอบ [14] ซึ่งสองรูปแบบหลังได้มาจากวิธีการสกัดเขตแดน (Boundary Extraction) เช่น วิธีการ Active Contour Model (ACM) [15] Rodriguez และคณะ [16] หาขอบของวัตถุโดยใช้ Active Contour Model แบบ Gradient Vector Flow ในภาพเอ็มอาร์แบบ T2-Weighted ของต่อมลูกหมาก เพื่อแบ่งส่วนใน ROI ออกเป็น 4 ส่วน ได้แก่ Peripheral Zone (PZ), Central Zone (CZ), Transitional Zone (TZ) และ Tumor วิธีการที่ใช้ Template นี้ให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องสูงและทนทานต่อสัญญาณรบกวน นอกเหนือจากวิธีการสกัดเขตแดนโดยใช้ Template แล้ว วิธีการสกัดเขตแดนอีกรูปแบบหนึ่งที่มีประสิทธิภาพสูง ได้แก่ การสกัดเขตแดนโดยการแกะรอยเส้นขอบ เช่น วิธีการ EdgeFlow [17] และวิธีการ PMVIF [18]–[20] Boonnuk และคณะ [21] ใช้คุณลักษณะของ Edge Intensity และ Edge Direction Probability ของ Edge Flow มาควบคุมแรงในการผลัก ACM บริเวณ ROI เพื่อแบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์โดยผลลัพธ์สามารถแบ่งส่วนภาพโดยใช้จำนวนรอบ (Iteration) ที่น้อยกว่า ACM แบบดั้งเดิม Somkantha และคณะ [22] ได้สกัดเขตแดนในภาพที่ไม่ชัดเจนจำนวน 4 ภาพ ได้แก่ ภาพ Ultrasound ของต่อมลูกหมาก ภาพเอ็มอาร์ของหัวใจห้องล่างซ้าย ภาพเอ็มอาร์ของหลอดเลือดแดงใหญ่ของหัวใจ และภาพ CT ของข้อเข่า ใช้สนามเวกเตอร์ขอบแบบเฉลี่ยที่ได้จากวิธีการ PMVIF ร่วมกับค่าเกรเดียนต์ของลวดลายบนภาพเพื่อสร้างสนามเวกเตอร์สำหรับ ACM เพื่อสกัดเขตแดนในบริเวณ ROI โดยผลลัพธ์และเวลาในการคำนวณพบว่าดีกว่าวิธีการแบบดั้งเดิม

วิธีการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ข้อมูลพื้นที่เป็นหลักเป็นวิธีการแบ่งส่วนภาพโดยการจัดกลุ่มของจุดภาพที่มีคุณสมบัติคล้ายกันในตำแหน่งที่ติดกันให้เป็นกลุ่มเดียวกัน เช่น วิธีการ

Watershed [23] และ Superpixel [24] S. M. K. Hasan and M. Ahmad [25] แบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์ของเนื้องอกในสมองโดยใช้ขั้นตอนวิธี Watershed Segmentation ที่ผ่านตัวกรองมัธยฐาน Wang และคณะ [26] แบ่งส่วนภาพเอ็มอาร์โดยใช้ขั้นตอนวิธี Superpixel โดยใช้คุณลักษณะ 3 แบบ ได้แก่ ลวดลาย เคนสีเทา และตำแหน่งของจุดภาพ เป็นต้น

วิธีการที่กล่าวมาข้างต้นทั้งหมดนี้มีทั้งจุดเด่นและจุดด้อย โดยวิธีการที่ใช้ข้อมูลจุดภาพเป็นหลักจะมีความรวดเร็วในการประมวลผล แต่มีจุดอ่อนคือไม่แม่นยำและถูกรบกวนได้ง่าย ในขณะที่วิธีการที่ใช้ข้อมูลขอบ หรือข้อมูลพื้นที่จะให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำมากกว่า แต่ขั้นตอนวิธีมีความซับซ้อนและใช้เวลานานในการประมวลผล อย่างไรก็ตาม วิธีการที่กล่าวมาทั้งหมดเป็นการประยุกต์ใช้งานกับภาพเอ็มอาร์ที่เป็นภาพเคนสีเทา (ภาพเอ็มอาร์ 1 รูปแบบ) เท่านั้น แต่เนื่องจากลักษณะเด่นในภาพเอ็มอาร์แต่ละรูปแบบ (T1, T2, และ PD) มีข้อมูลสำคัญที่แตกต่างไปจากภาพเอ็มอาร์รูปแบบอื่นๆ ดังนั้นการวินิจฉัยภาพเอ็มอาร์รูปแบบเดียวอาจมีข้อมูลไม่เพียงพอ และนำไปสู่ความผิดพลาดในการวินิจฉัยได้ ด้วยเหตุนี้การวิเคราะห์ภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณพร้อมๆ กัน ซึ่งมีข้อมูลที่ครบถ้วนสมบูรณ์มากกว่าจึงได้เปรียบกว่า บทความนี้นำเสนอวิธีการสกัดเขตแดนของภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณโดยใช้ประโยชน์จากข้อมูลในภาพเอ็มอาร์ทุกช่องสัญญาณในการแบ่งส่วนภาพเพื่อระบุส่วนประกอบต่างๆ ในภาพ วิธีการที่นำเสนอพัฒนามาจากขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนโดยใช้การเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ภาพ [18]–[20] ซึ่งวิธีการดั้งเดิมมีข้อจำกัดที่สามารถใช้กับภาพองค์ประกอบเดียวเช่นภาพเคนสีเทาเท่านั้น แต่ไม่สามารถใช้กับภาพหลายช่องสัญญาณได้

เนื้อหาในบทความนี้ประกอบด้วยรายละเอียดของขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนในภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณโดยใช้แบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ภาพที่เรียกว่า PMLCD (Particle Motion in a Vector Field Derived from Local Color Distance Images) [27] ที่ถูกพัฒนามาจากขั้นตอนวิธี PMVIF ให้สามารถใช้กับภาพหลายช่องสัญญาณได้ รวมถึงภาพรวมของการสกัดเขตแดน

ของภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณ ต่อด้วยผลการทดลองกับชุดข้อมูลภาพเอ็มอาร์และการวัดประสิทธิภาพเทียบกับภาพความจริงเพื่อคำนวณหา Rand Index (RI) [28], Global Consistency Error (GCE) [29], Normalized Variation of Information (NVI) [30], Boundary Displacement Error (BDE) [29] เวลาในการสกัดเขตแดน และ Dice Coefficients [28] หัวข้อสุดท้ายเป็นการอภิปรายผลและสรุปผลงานวิจัย

2. วิธีคิด อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

การสกัดเขตแดนในภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณที่นำเสนอเป็นวิธีการที่พัฒนามาจากขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนโดยใช้แบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ภาพ (Particle Motion in a Vector Image Field; PMVIF) [18]–[20] ที่แต่เดิมใช้สำหรับหาขอบของวัตถุในภาพเดดสตีเทอ หรือภาพสเกลาร์ในแบบจำลองที่ใช้อนุภาคจะเคลื่อนที่ไปตามขอบของวัตถุภายใต้อิทธิพลจากแรงในสนามเวกเตอร์ภาพ ผลลัพธ์ในรูปแบบที่ขอบของวัตถุในภาพจะได้อาจมาจากการรวบรวมเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคในแบบจำลองดังกล่าวดังรายละเอียดต่อไปนี้

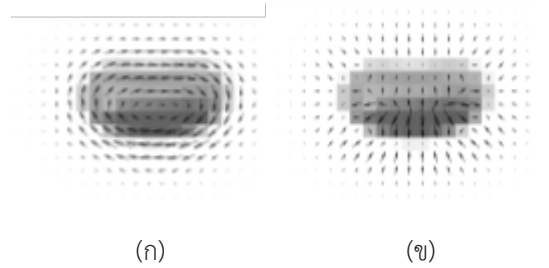
2.1 การเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์

สนามเวกเตอร์ที่ใช้ในขั้นตอนวิธี PMVIF ประกอบด้วยสนามเวกเตอร์ 2 สนาม ได้แก่ สนามเวกเตอร์ขอบ (Edge Vector Field; \vec{e}) และสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด (Normal Compressive Vector Field; \vec{n}) ดังสมการที่ (1) และ (2) ตามลำดับ

$$\vec{e} = -\frac{\partial I}{\partial y} \hat{i} + \frac{\partial I}{\partial x} \hat{j} \quad (1)$$

$$\vec{n} = \frac{1}{c} \nabla I \cdot \nabla^2 I \quad (2)$$

โดย c คือ Normalized Factor, ∇I คือ สนามเกรเดียนต์ของภาพ, $\nabla^2 I$ คือ สนามลาปลาเซียนของภาพ และ \hat{i} , \hat{j} คือเวกเตอร์หนึ่งหน่วยในทิศทางตามแกน x และ y ตามลำดับ รูปที่ 1 แสดงตัวอย่างของสนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} และสนาม



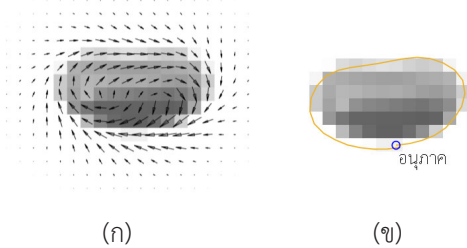
รูปที่ 1 (ก) สนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} , และ (ข) สนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด \vec{n}

แนวฉากแบบบีบอัด \vec{n} ตามลำดับ

ในทางกลศาสตร์คลาสสิก สนามเวกเตอร์ \vec{e} [รูปที่ 1 (ก)] ดังสมการที่ (1) ตรงกับนิยามของสนามเกรเดียนต์ ฮามิลโทเนียน (Hamiltonian Gradient Field) ซึ่งจะตั้งฉากกับสนามเกรเดียนต์ ∇I เสมอ ในรูปที่ 1(ก) จะเห็นได้ว่าลักษณะการเรียงตัวของเวกเตอร์ในสนามเวกเตอร์ \vec{e} เป็นเสมือนกระแสที่ไหลวนรอบๆ วัตถุ จึงสามารถผลักดันอนุภาคให้เคลื่อนที่ไปตามขอบของวัตถุได้ ในส่วนของสนามเวกเตอร์ \vec{n} สูตรการคำนวณดังสมการที่ (2) เป็นการนำสนามเกรเดียนต์คูณกับสนามลาปลาเซียน ผลลัพธ์ที่ได้ทำให้เกิดสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด \vec{n} ที่เวกเตอร์ในสนามเวกเตอร์ \vec{n} ทุกตัวจะชี้ไปยังขอบของวัตถุที่ใกล้ที่สุด (รูปที่ 1(ข)) กล่าวคือเวกเตอร์ที่อยู่ภายในวัตถุจะชี้ออกข้างนอกในขณะที่เวกเตอร์ที่อยู่ภายนอกวัตถุจะชี้เข้าหาภายในวัตถุ ลักษณะเช่นนี้ทำให้เกิดการบีบอัด ณ บริเวณเส้นขอบของวัตถุ โดยทั่วไปแล้วอนุพันธ์ย่อยในสมการที่ (1) และ (2) สามารถประมาณค่าโดยใช้ตัวดำเนินการ Sobel

เมื่อนำสนามเวกเตอร์ \vec{e} และ \vec{n} มาใช้ในการผลักดันอนุภาค สนามเวกเตอร์ \vec{e} จะทำให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปในทิศทางขนานกับขอบของวัตถุในขณะที่สนามเวกเตอร์ \vec{n} จะทำให้อนุภาคเกาะไปกับขอบของวัตถุโดยไม่หลุดจากขอบของวัตถุ ตำแหน่งของอนุภาคภายใต้อิทธิพลของสนามเวกเตอร์ทั้งสองสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3)

$$\vec{P}_{k+1} = \vec{P}_k + \alpha \vec{e}_k + \beta \vec{n}_k \quad (3)$$



(ก)

(ข)

รูปที่ 2 (ก) สนามเวกเตอร์ $\alpha\vec{e} + \beta\vec{n}$, $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$ และ
(ข) เส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาค

เมื่อ \vec{P}_k คือ ตำแหน่งของอนุภาค ณ รอบการคำนวณที่ k
 \vec{e}_k คือ เวกเตอร์ขอบ ณ ตำแหน่ง \vec{P}_k
 \vec{n}_k คือ เวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด ณ ตำแหน่ง \vec{P}_k
 α เป็น ตัวคูณสำหรับกำหนดระยะการก้าวเดินของอนุภาคในแนวสัมผัสกับขอบ (Tangential Stepping Factor), $\alpha > 0$ สำหรับให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปในทิศทางตามเข็มนาฬิกา และ $\alpha < 0$ สำหรับให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปในทิศทางทวนเข็มนาฬิกา

$\beta, \beta > 0$, เป็น ตัวคูณสำหรับกำหนดระยะการก้าวเดินของอนุภาคในแนวตั้งฉากกับขอบ (Normal Stepping Factor) สำหรับควบคุมให้อนุภาคเคลื่อนที่อยู่ในวิถีของเส้นขอบ

รูปที่ 2 (ก) แสดงสนามเวกเตอร์รวม $\alpha\vec{e} + \beta\vec{n}$ โดยใช้ค่า $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$ และเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาค ดังสมการที่ (3) จากภาพจะเห็นว่าเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคสอดคล้องกับขอบของวัตถุอย่างชัดเจน จากลักษณะนี้ขั้นตอนวิธี PMVIF จึงสามารถสกัดเขตแดนของวัตถุในภาพได้โดยการแกะรอยเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาค [รูปที่ 2 (ข)] ภายใต้สนามเวกเตอร์ดังสมการที่ (3) ดังกล่าวในการใช้งานจริงขั้นตอนวิธี PMVIF สามารถสกัดเขตแดนในภาพเฉดสีเทาได้ดี แต่ข้อจำกัดของขั้นตอนวิธี PMVIF คือ สนามเวกเตอร์ \vec{e} และ \vec{n} สร้างมาจากอนุพันธ์ย่อยที่มีนิยามเฉพาะกับภาพสเกลาร์ หรือภาพเฉดสีเทาเท่านั้น ในกรณีภาพหลายช่องสัญญาณหากพิจารณาว่าแต่ละจุดภาพเป็นเวกเตอร์แล้วภาพหลายช่องสัญญาณก็คือสนามเวกเตอร์ประเภทหนึ่งซึ่งในทางคณิตศาสตร์ยังไม่มีนิยามของเกรเดียนต์และลาปลาเซียนที่ใช้กับสนามเวกเตอร์ได้ ดังนั้นเพื่อข้าม

ข้อจำกัดดังกล่าว จำเป็นต้องใช้วิธีการอื่นในการคำนวณสนามเวกเตอร์ \vec{e} และ \vec{n} ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อต่อไป

2.2 ภาพระยะทางในปริภูมิสีเฉพาะที่

ระยะทางแบบยูคลิดีเนียนในปริภูมิสี (Color space) ระหว่างสีของจุดภาพ 2 จุดภาพ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (4)

$$D_c(I(x, y), I(i, j)) = \sqrt{(I_1(x, y) - I_1(i, j))^2 + \dots + (I_n(x, y) - I_n(i, j))^2} \quad (4)$$

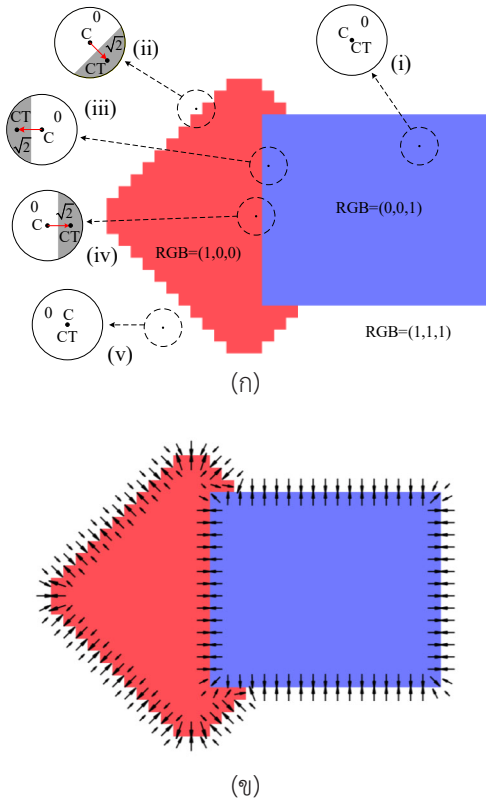
เมื่อ $I_n(x, y)$ และ $I_n(i, j)$ คือ ส่วนประกอบที่ n ของจุดภาพ (x, y) และ (i, j) ตามลำดับ

เมื่อใช้หน้าต่างเคลื่อนที่แบบวงกลม (Circular Moving Window) ที่มีศูนย์กลางที่จุดภาพ (i, j) มาครอบคลุมบนภาพแล้วใช้สีของจุดภาพ (i, j) เป็นสีอ้างอิงเพื่อคำนวณระยะทางในปริภูมิสี ภาพระยะทางในปริภูมิสีเฉพาะที่ (Local Color Distance Image; LCD) สามารถคำนวณได้โดยใช้สมการที่ (5) ต่อไปนี้

$$LCD(x-i, y-j) = \underbrace{D_c(I(x, y), I(i, j))}_{(x, y) \in N(i, j)} \quad (5)$$

โดย $N(i, j)$ คือ เซตของจุดภาพภายในหน้าต่างเคลื่อนที่แบบวงกลมที่มีจุดศูนย์กลางอยู่ที่จุดภาพ (i, j)

ภาพ LCD ที่ได้จะเป็นภาพสเกลาร์ ซึ่งแต่ละจุดภาพใน $LCD(x-i, y-j)$ คือ ระยะทางในปริภูมิสีระหว่างสีของจุดภาพ (i, j) ที่อยู่จุดศูนย์กลางของหน้าต่างกับสีของจุดภาพ (x, y) ที่อยู่รอบๆ รูปที่ 3 (ก) แสดงถึงตัวอย่างภาพ LCD ของภาพสี RGB ณ ตำแหน่งต่างๆ ในภาพที่จำลองขึ้น จะเห็นได้ว่าในกรณีที่หน้าต่างแบบวงกลมวางอยู่ในบริเวณที่มีสีเดียวกันทั้งหมดอย่างสมบูรณ์ [กรณี (i) และ (v)] $D_c(I(x, y), I(i, j))$ จะมีค่าเป็น 0 ทำให้ทุกจุดภาพในภาพ LCD มีค่าเป็น 0 ส่งผลให้จุดศูนย์กลาง (C) และจุดเซนทรอยด์ (CT) ของภาพ LCD เป็นจุดเดียวกันในทางกลับกันถ้าหน้าต่างแบบวงกลมวางอยู่ในบริเวณที่เป็นขอบระหว่างสองพื้นที่ [กรณี (ii)-(iv)] จุดภาพ



รูปที่ 3 (ก) ตัวอย่างภาพ LCD ในบริเวณต่างๆ (ข) สนามเวกเตอร์ \vec{n} ที่สร้างจากการรวบรวมเวกเตอร์ C-to-CT

ด้านหนึ่งในภาพ LCD จะมีค่าสูงเนื่องจากสีของจุดภาพ (x, y) ในบริเวณนั้นแตกต่างจากสีของจุดภาพ (i, j) มาก ทำให้จุดเซนทรอยด์ขยับไปในทิศทางที่จุดภาพในภาพ LCD มีค่ามาก จุด CT กับจุด C จึงไม่ตรงกัน

มีข้อสังเกตว่าเวกเตอร์จากจุด C ไปจุด CT จะชี้ไปในทิศทางที่จุดภาพ มีสีต่างจากจุดภาพเสมอ ในกรณี (iii) และ (iv) ในรูปที่ 3 (ก) จะเห็นได้ว่าเวกเตอร์ระยะขจัดจากจุด C ไปจุด CT จะชี้ไปยังบริเวณที่มีสีแตกต่างจากสี ณ บริเวณจุดศูนย์กลางของหน้าต่างแบบวงกลมเสมอ ไม่ว่าจะจุดศูนย์กลางของหน้าต่างแบบวงกลมจะอยู่ฝั่งไหนของเส้นเขตแดน ดังนั้นเวกเตอร์ระยะขจัดจากจุด C ไปจุด CT ของภาพ LCD ทุกภาพที่คำนวณได้สามารถนำมาใช้สร้างเป็นสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัดได้ รูปที่ 3 (ข) แสดงถึงสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัดที่สร้างโดยการรวบรวม

เวกเตอร์ระยะขจัดจากจุด C ไปจุด CT ของภาพ LCD ณ จุดภาพทุกจุดภาพของภาพตั้งต้นในรูปที่ 3 (ก) จะเห็นได้ว่าเวกเตอร์ทุกเวกเตอร์ในภาพนี้จะชี้เข้าหาขอบของวัตถุในภาพที่ใกล้ที่สุดเสมอ อันเป็นคุณสมบัติที่เป็นเอกลักษณ์ของสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด

2.3 สนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัดสำหรับภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณ

สนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด \vec{n} สำหรับภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณสามารถหาได้จากการรวบรวมเวกเตอร์ C-to-CT ของภาพ LCD ที่คำนวณโดยใช้หน้าต่างเคลื่อนที่แบบวงกลมเลื่อนผ่านทุกจุดภาพในภาพต้นฉบับ โดยใช้สมการที่ (6) ดังนี้

$$\vec{n}(i, j) = \frac{1}{c} \begin{bmatrix} \frac{\sum_{(x,y) \in N(i,j)} (x-i) D_C(I(x,y), I(i,j))}{\sum_{(x,y) \in N(i,j)} D_C(I(x,y), I(i,j))} \\ \frac{\sum_{(x,y) \in N(i,j)} (y-j) D_C(I(x,y), I(i,j))}{\sum_{(x,y) \in N(i,j)} D_C(I(x,y), I(i,j))} \end{bmatrix} \quad (6)$$

โดย c คือ ค่าคงที่ที่ทำให้ $\max |\vec{n}(i, j)| = 1$

ลักษณะพิเศษของสนามเวกเตอร์ \vec{n} นี้คือทิศทางของเวกเตอร์จะชี้เข้าสู่เส้นขอบที่ใกล้ที่สุดเสมอและชี้ในทิศทางที่ตรงข้ามกับทิศทางของเวกเตอร์ที่อยู่ในพื้นที่ฝั่งตรงข้าม คุณลักษณะนี้เรียกว่าคุณสมบัติบีบอัดในแนวฉาก (Normal Compressive Property) ของสนามเวกเตอร์ \vec{n} ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการบังคับให้อนุภาคยึดติดอยู่กับขอบของวัตถุในลักษณะเดียวกันกับการใช้งานสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด \vec{n} ในขั้นตอนวิธี PMVIF แบบดั้งเดิมได้

2.4 สนามเวกเตอร์ขอบสำหรับภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณ

สนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} ในขั้นตอนวิธี PMVIF แบบดั้งเดิมที่ใช้ในการผลักให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ขนานกับขอบของวัตถุในภาพเวกเตอร์เป็นสนามเวกเตอร์ที่สร้างมา

จากสนามเวกเตอร์แฮมิลโทเนียนเกรเดียนต์ซึ่งไม่สามารถคำนวณได้ในกรณีของภาพหลายช่องสัญญาณ เช่น ภาพสีหรือภาพมัลติสเปกตรัม สำหรับวิธีการสร้างสนามเวกเตอร์ขอบในงานวิจัยนี้ที่สามารถใช้กับภาพหลายช่องสัญญาณได้นั้น ก่อนอื่นต้องทำการแปลงภาพหลายช่องสัญญาณที่เป็นภาพแบบเวกเตอร์ให้เป็นภาพสเกลาร์ที่ใช้เป็นตัวแทนของภาพหลายช่องสัญญาณที่สามารถบ่งบอกถึงความแตกต่างของแต่ละจุดภาพในรูปค่าสเกลาร์ที่แตกต่างกัน วิธีการหนึ่งที่ใช้แปลงภาพหลายช่องสัญญาณให้เป็นภาพ Auxiliary คือการใช้ “ระบบเลขฐาน” ดังสมการที่ (7) นี้

$$A(x, y) = m^{(n-1)}I_n(x, y) + m^{(n-2)}I_{n-1}(x, y) + \dots + m^2I_3(x, y) + mI_2(x, y) + I_1(x, y) \quad (7)$$

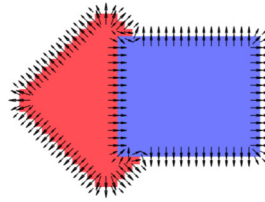
โดย m คือ ค่าสูงสุดของค่าระดับความเข้มของแสงของแต่ละองค์ประกอบภาพ

ภาพ Auxiliary ถูกสร้างขึ้นเพื่อตรวจสอบว่าจุดภาพในตำแหน่ง (x, y) ที่อยู่รอบจุดภาพศูนย์กลาง (i, j) นั้นค่าสีที่ต่างกันหรือไม่ ดังนั้นเพียงแค่อใช้เครื่องหมาย +/- จากการเปรียบเทียบกันระหว่าง $A(x, y)$ กับ $A(i, j)$ ก็เพียงพอที่จะตัดสินว่าจุดภาพในตำแหน่ง (x, y) และจุดภาพในตำแหน่ง (i, j) มีสีเดียวกันหรือไม่

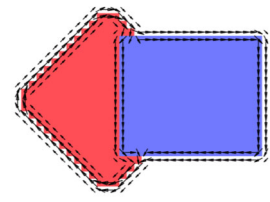
เพื่อให้ได้สนามเวกเตอร์ที่มีลักษณะคล้ายสนามเวกเตอร์เกรเดียนต์ จะต้องนำสนามเวกเตอร์ \vec{h} ดังตัวอย่างในรูปที่ 3 (ข) มากลับทิศของเวกเตอร์ที่อยู่ภายนอกวัตถุในขณะที่เวกเตอร์ภายในวัตถุยังคงมีทิศทางเดิมโดยการนำสมการที่ (6) มาปรับปรุงโดยการคูณระยะทางในปริภูมิสีด้วยเครื่องหมาย +/- ที่ได้จากการเปรียบเทียบกันระหว่าง $A(x, y)$ กับ $A(i, j)$ ดังสมการที่ (8) นี้

$$\vec{G}(i, j) = \frac{1}{c} \begin{bmatrix} \sum_{(x,y) \in N(i,j)} (x-i) \text{sign}(A(x,y) - A(i,j)) D_c((x,y), (i,j)) \\ \sum_{(x,y) \in N(i,j)} (y-j) \text{sign}(A(x,y) - A(i,j)) D_c((x,y), (i,j)) \end{bmatrix} \quad (8)$$

โดย c คือ ค่าคงที่ที่ทำให้ $\max |\vec{G}(i, j)| = 1$



(ก)



(ข)

รูปที่ 4 (ก) สนามเวกเตอร์ที่มีลักษณะคล้ายสนามเวกเตอร์เกรเดียนต์ \vec{G} ได้จากสมการที่ (8) และ (ข) สนามเวกเตอร์ \vec{e} ที่ได้จากสมการที่ (9)

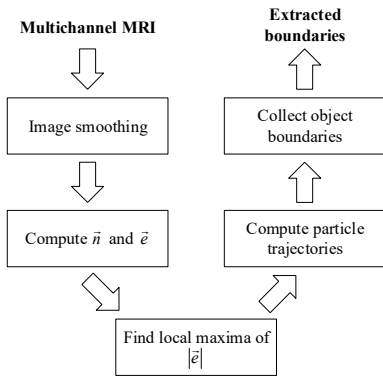
สนามเวกเตอร์ \vec{h} ในสมการที่ (6) ในบริเวณภายนอกวัตถุจะมีทิศทางตรงข้ามกับเวกเตอร์ที่อยู่ภายในวัตถุ ดังแสดงในรูปที่ 3 (ข) การปรับปรุงโดยใช้สมการที่ (8) จะเปลี่ยนคุณลักษณะให้ผลลัพธ์กลายเป็นสนามเวกเตอร์ที่คล้ายสนามเวกเตอร์เกรเดียนต์ \vec{G} ที่เวกเตอร์ทั้งภายในและภายนอกวัตถุมีทิศทางเดียวกันดังแสดงในรูปที่ 4 (ก) จากนั้นเมื่อหมุนทิศทางของเวกเตอร์ทุกตัวในสนาม \vec{G} ไป 90 องศาจะได้สนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} ดังสมการต่อไปนี้

$$\vec{e}(i, j) = \begin{bmatrix} -G_y \\ G_x \end{bmatrix} \quad (9)$$

รูปที่ 4 (ข) แสดงถึงสนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} ที่ได้จากสมการที่ (9) โดยเวกเตอร์ที่อยู่บริเวณขอบจะมีขนาดใหญ่กว่าเวกเตอร์ที่อยู่ห่างออกไป ดังนั้นขนาดของสนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} สามารถใช้ในการระบุตำแหน่งของขอบของวัตถุได้

2.5 ผังแสดงขั้นตอนวิธีทั้งหมดของการสกัดเขตแดน

ขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนสำหรับภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณที่นำเสนอในบทความนี้เป็นขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนโดยอาศัยแบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ \vec{h} และ \vec{e} ที่คำนวณจากสมการที่ (6) และ (9) โดยใช้ภาพระยะทางในปริภูมิสีเฉพาะที่ (Particle Motion in a Vector Image Field Derived from Local Color Distance Images; PMLCD) [27] ซึ่งพัฒนามาจากขั้นตอนวิธี PMVIF ดังรายละเอียดต่อไปนี้



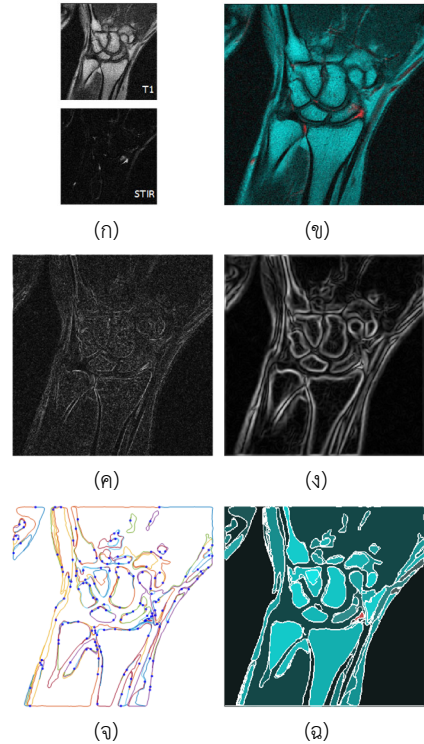
รูปที่ 5 ผังขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนของวิธีการที่เสนอ

รูปที่ 5 แสดงขั้นตอนวิธีการสกัดเขตแดนสำหรับภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณที่นำเสนอ โดยเริ่มจากการลดสัญญาณรบกวนของภาพตั้งต้นโดยใช้ตัวกรองค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average Filter) จากนั้นเป็นการคำนวณหาสนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด \vec{n} และสนามเวกเตอร์ขอบ \vec{e} โดยใช้สมการที่ (6) และ (9) ตามลำดับ ซึ่งเป็นการคำนวณโดยใช้หน้าต่างเคลื่อนที่แบบวงกลมที่มีรัศมี $R_{||}$ สำหรับคำนวณภาพ LCD ขั้นตอนถัดมาเป็นการกำหนดจุดเริ่มต้นของอนุภาคโดยใช้จุดสูงสุดเฉพาะที่ (Local Maximum Points) ของสนาม $|\vec{e}|$ ที่มีค่ามากกว่าค่าขีดแบ่ง (Threshold) ที่กำหนด เมื่อได้จุดเริ่มต้นของแต่ละอนุภาคแล้ว อิทธิพลของสนามเวกเตอร์ในสมการที่ (3) จะทำให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปในทิศทางเข็มนาฬิกาในกรณี $\alpha > 0$ และทิศทวนเข็มนาฬิกาในกรณี $\alpha < 0$ ไปเรื่อยๆ ดังสมการที่ (3) จนกระทั่งอนุภาคกลับมาถึงจุดเริ่มต้นหรือเคลื่อนที่มาถึงเส้นทางที่เคยมีอนุภาคเดินทางผ่านมาแล้ว สุดท้ายผลลัพธ์การสกัดเขตแดนของภาพได้มาจากการรวบรวมเส้นทางเดินของอนุภาคทั้งหมดมาประกอบกันเป็นเส้นเขตแดนที่มีความต่อเนื่องเป็นวงปิด ซึ่งเป็นคุณสมบัติเด่นของขั้นตอนวิธี PMVF

3. ผลการทดลอง

ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยชุดข้อมูลภาพเอ็มอาร์จำนวน 3 ชุด ดังนี้

ชุดข้อมูลแรกคือ WRIX [31] เป็นภาพเอ็มอาร์ของข้อ

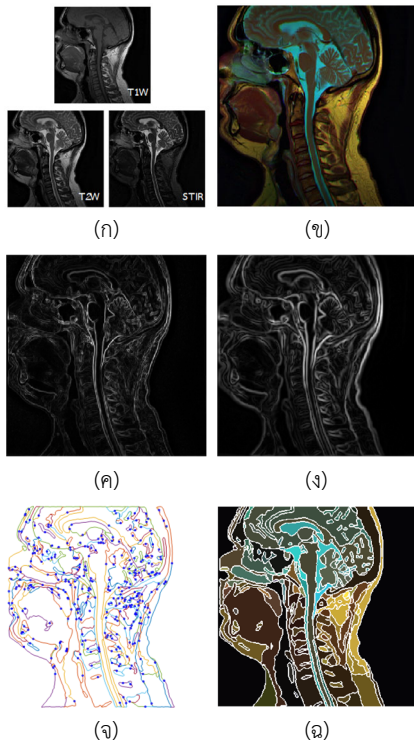


รูปที่ 6 (ก) ชุดข้อมูลเอ็มอาร์ไอ WRIX เฟรมที่ 6 (ข) ภาพแต่งสี (ค) ภาพเกรเดียนต์ของ Di Zeno [32] (ง) ภาพ $|\vec{e}|$ (จ) เส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคและ (ฉ) ผลการสกัดเขตแดนของ PMLCD

มือขวาแบบ 2 ช่องสัญญาณ เฟรมที่ 6 ขนาด 512×512 จุดภาพดังแสดงในรูปที่ 6 (ก) ซึ่งประกอบด้วยภาพเอ็มอาร์ชนิด T1 และ STIR รูปที่ 6 (ข) แสดงภาพแต่งสีจากการซ้อนรูปที่ 6 (ก) รูปที่ 6 (ค) แสดงภาพเกรเดียนต์ที่คำนวณโดยวิธีการของ Di Zeno [32] ในขณะที่รูปที่ 6 (ง) แสดงภาพคล้ายเกรเดียนต์ที่คำนวณโดยใช้สมการที่ (8) รูปที่ 6 (จ) แสดงเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคที่คำนวณโดยใช้ขั้นตอนวิธี PMLCD ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ดังนี้ รัศมีของหน้าต่างเคลื่อนที่แบบวงกลม ($R_{||}$) = 2 จุดภาพ ค่าเซตโฮล $T_{||}$ ของของสนาม $|\vec{e}|$ = 0.30, α = 0.70 และ β = 0.20 รูปที่ 6 (ฉ) แสดงผลลัพธ์การสกัดเขตแดนของชุดข้อมูล WRIX

ชุดข้อมูลที่สองคือ VOLUMEMERGE [31] เป็นภาพเอ็มอาร์แบบ 3 ช่องสัญญาณ บริเวณส่วนบนของร่างกายด้านข้าง

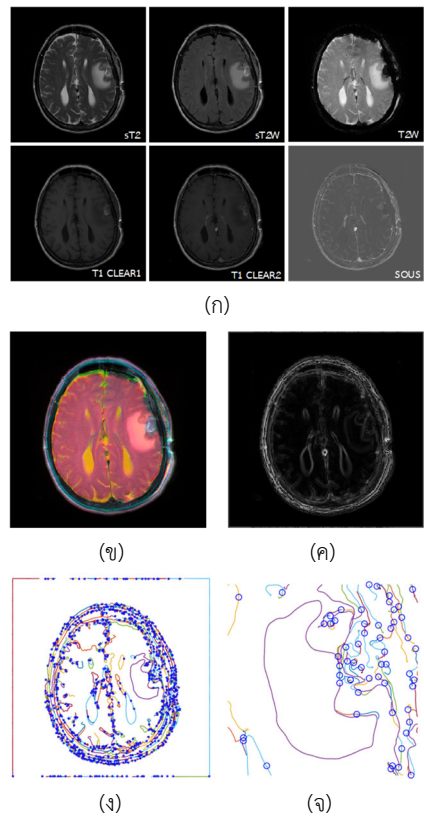
วุฒิชัย พรพิชพงศ์ และ นวภัค เอื้ออนันต์, “การสกัดเขตแดนของภาพเรโซแนนซ์แม่เหล็กหลายช่องสัญญาณโดยใช้แบบจำลองการเคลื่อนที่ของอนุภาคในสนามเวกเตอร์ที่ได้จากภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพาะที่.”



รูปที่ 7 (ก) ชุดข้อมูลภาพเอ็มอาร์ VOLUMEMERGE เฟรมที่ 6 (ข) ภาพแต่งสี (ค) ภาพเกรเดียนต์ของ Di Zeno [32] (ง) ภาพ $|z|$ (จ) เส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคและ (ฉ) ผลการสกัดเขตแดนของ PMLCD

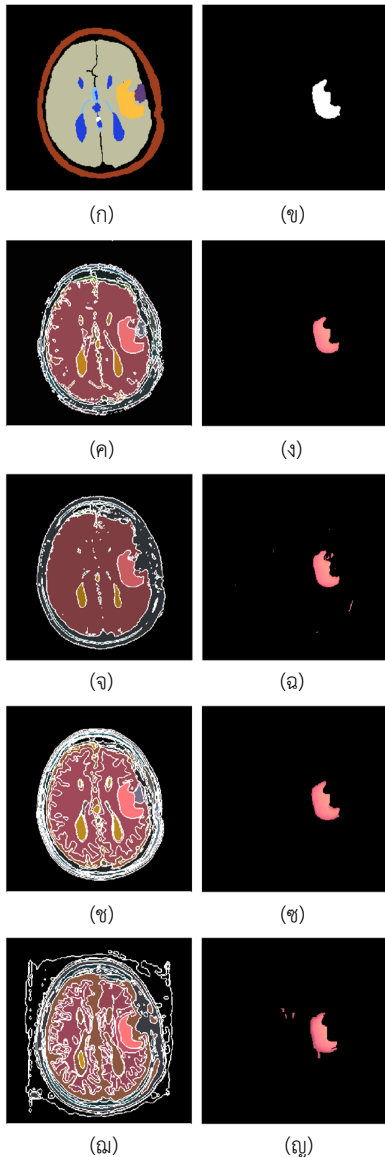
เฟรมที่ 6 ขนาด 560×560 จุดภาพ ดังแสดงในรูปที่ 7 (ก) ซึ่งประกอบด้วยภาพเอ็มอาร์ชนิด T1W, T2W, และ STIR รูปที่ 7 (ข) แสดงภาพแต่งสีจากการซ้อนรูปที่ 7 (ก) รูปที่ 7 (ค) แสดงภาพเกรเดียนต์ที่คำนวณโดยวิธีการของ Di Zeno [32] ในขณะที่รูปที่ 7 (ง) แสดงภาพคล้ายเกรเดียนต์ที่คำนวณโดยใช้สมการที่ (8) รูปที่ 7 (จ) แสดงเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคที่คำนวณโดยใช้ขั้นตอนวิธี PMLCD ที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ดังนี้ $R_H = 2$ จุดภาพ $T_H = 0.14$, $\alpha = 0.60$ และ $\beta = 0.40$ และรูปที่ 7 (ฉ) แสดงผลลัพธ์การสกัดเขตแดนของชุดข้อมูล VOLUMEMERGE

ชุดข้อมูลสุดท้ายคือ BRAINIX [31] ในรูปที่ 8 (ก) เป็นภาพเอ็มอาร์แบบ 6 ช่องสัญญาณ ของเนื้องอกในสมองเฟรมที่ 10 ขนาด 512×512 จุดภาพ ซึ่งประกอบด้วยภาพชนิด

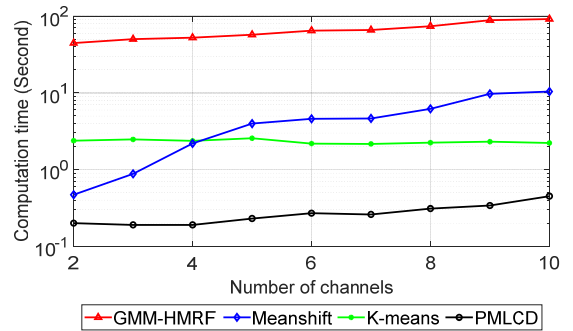


รูปที่ 8 (ก) ชุดข้อมูลภาพเอ็มอาร์ BRAINIX เฟรมที่ 10 (ข) ภาพแต่งสี (ค) ภาพ $|z|$ (ง) เส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาค และ (จ) ภาพขยาย (ด)

sT2, sT2W, T2W, T1 CLEAR1, T1 CLEAR2, และ SOUS รูปที่ 8 (ข) แสดงภาพแต่งสีจากการซ้อนรูปที่ 8 (ก) รูปที่ 8 (ค) แสดงภาพคล้ายเกรเดียนต์ที่คำนวณโดยใช้สมการที่ (8) รูปที่ 8 (ง) แสดงเส้นทางการเคลื่อนที่ของอนุภาคที่คำนวณโดยใช้ขั้นตอนวิธี PMLCD โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 1 และรูปที่ 8 (จ) แสดงภาพขยายของรูปที่ 8 (ง) บริเวณเนื้องอกในสมอง ภาพความจริง (Ground Truth) ของชุดข้อมูล BRAINIX แสดงในรูปที่ 9 (ก) และ (ข) ผลลัพธ์การสกัดเขตแดนในชุดข้อมูล BRAINIX โดยใช้ขั้นตอนวิธีต่างๆ เป็นดังนี้ รูปที่ 9 (ค) และ (ง) เป็นผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธี PMLCD ผลลัพธ์ของวิธีการ Mean Shift [33], [34] แสดงในรูปที่ 9 (จ) และ (ฉ) ผลลัพธ์ของวิธีการ K-means [35], [36] แสดงในรูปที่ 9 (ข)



รูปที่ 9 (ก) ภาพความจริงของรูปที่ 8 (ข) ภาพความจริง เฉพาะส่วนของเนื้องอกในสมอง ผลการสกัดเขตแดน (ค) และ (ง) PMLCD (จ) และ (ฉ) Mean Shift (ช) และ (ซ) K-means และ (ฉ) และ (ญ) GMM-HMRF และ (ซ) และผลลัพธ์ของวิธีการ GMM-HMRF [37] แสดงใน รูปที่ 9 (ฉ) และ (ญ) ในการทดสอบการแบ่งส่วนภาพแต่ละ วิธีได้มีการปรับพารามิเตอร์เพื่อให้ RI มีค่าสูงสุด ตารางที่ 1 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีต่างๆ โดย



รูปที่ 10 เวลาที่ใช้ในการคำนวณของขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วน ภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณในงานวิจัยนี้

ใช้ชุดข้อมูล BRAINX

ตารางที่ 1 ผลการวัดประสิทธิภาพการแบ่งส่วนภาพ

วิธีการ	RI	GCE	NVI	BDE	Dice	Time	พารามิเตอร์
PMLCD	0.90	0.09	0.07	3.09	0.90	0.44 s	$R_w = 2, T_{ t } = 0.1, \alpha = 0.55, \beta = 0.40$
Mean shift	0.90	0.10	0.04	4.02	0.87	38.47s	Bandwidth = 0.05
K-means	0.88	0.10	0.06	3.36	0.89	2.42 s	Cluster = 16
GMM-HMRF	0.72	0.14	0.09	7.78	0.84	94.62 s	Cluster = 16, GMM component = 4

จากข้อมูลในตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่า ในการวัด ประสิทธิภาพการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ภาพความจริงใน รูปที่ 9 (ก) เป็นผลเฉลยนั้น ขั้นตอนวิธี PMLCD และ Mean Shift ให้ผลลัพธ์ที่มีค่า RI มากที่สุดคือ 0.90 ในส่วนของค่า GCE และ BDE นั้น ขั้นตอนวิธี PMLCD ให้ผลลัพธ์ที่มีค่า ต่ำที่สุดคือ 0.09 และ 3.09 ตามลำดับ ในขณะที่ขั้นตอนวิธี Mean Shift ให้ผลลัพธ์ที่มีค่า NVI น้อยที่สุดคือ 0.04 การวัด ประสิทธิภาพของการแบ่งส่วนภาพเฉพาะบริเวณของ เนื้องอกในสมองเทียบกับภาพความจริงในรูปที่ 9 (ข) ขั้นตอน วิธี PMLCD ให้ผลลัพธ์ที่มีค่า Dice Coefficients มากที่สุดคือ 0.90 ในส่วนของเวลาที่ใช้การคำนวณ ขั้นตอนวิธี PMLCD ใช้เวลาน้อยที่สุดคือ 0.44 วินาที รูปที่ 10 แสดงเวลาที่ใช้ใน การคำนวณของขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนภาพแต่ละวิธีเทียบ กับจำนวนช่องสัญญาณ จะเห็นได้ว่าขั้นตอนวิธี PMLCD ใช้ เวลาในการคำนวณน้อยที่สุด



4. อภิปรายผลและสรุป

ขั้นตอนวิธี PMLCD ที่ใช้สกัดเขตแดนของภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณนี้ได้พัฒนามาจากขั้นตอนวิธี PMVIF ที่ใช้สนามเวกเตอร์แนวฉากแบบบีบอัด \tilde{h} และสนามเวกเตอร์ขอบ \tilde{e} ร่วมกันผลักดันให้อนุภาคเคลื่อนที่ไปตามขอบของวัตถุในภาพ แต่สนามเวกเตอร์ \tilde{h} และ \tilde{e} ที่ใช้ในบทความนี้ แตกต่างจากที่ใช้ในขั้นตอนวิธี PMVIF ตรงที่สนามเวกเตอร์ \tilde{h} ได้มาจากการรวบรวมเวกเตอร์ C -to- CT ของภาพระยะทางในปริภูมิสี่เฉพะที่ ในขณะที่สนามเวกเตอร์ที่มีลักษณะคล้ายเกรเดียนต์ \tilde{G} ได้มาจากเวกเตอร์ C -to- CT ที่คูณกับความแตกต่างของจุดภาพของภาพ Auxiliary และสนามเวกเตอร์ \tilde{e} ที่ใช้ในบทความนี้ได้จากการหมุนเวกเตอร์ในสนาม \tilde{G} ไป 90 องศา ผลการทดสอบการแบ่งส่วนภาพโดยใช้ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ กับชุดข้อมูลภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณพบว่า ขั้นตอนวิธี PMLCD ให้ผลลัพธ์ที่มีค่า RI และ Dice Coefficients ค่อนข้างสูงแสดงถึงความคล้ายคลึงกันของภาพความจริงกับผลลัพธ์การแบ่งส่วนภาพที่ได้และให้ค่า GCE และ BDE ที่ต่ำซึ่งแสดงถึงความผิดพลาดในการแบ่งส่วนภาพมีค่าน้อย และที่สำคัญ ขั้นตอนวิธี PMLCD ใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่าวิธีการอื่นๆ ทั้งหมด โดยสรุปขั้นตอนวิธี PMLCD ที่นำเสนอนี้สามารถใช้ในการแบ่งส่วนภาพกับภาพหลากหลายประเภททั้งภาพที่เป็นภาพสเกลาร์และภาพที่มีหลายช่องสัญญาณไม่ว่าจะเป็นภาพสี ภาพมัลติสเปกตรัม ภาพไฮเปอร์สเปกตรัมหรือภาพเอ็มอาร์หลายช่องสัญญาณ

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณคณาจารย์และบุคลากรภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ที่สนับสนุนการวิจัยครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

[1] Advanced Diagnostic Imaging Center (AIMC). (2017, December). Introduction to MRI. Faculty of Medicine, Ramathibodi Hospital, Mahidol University, Bangkok, Thailand. [Online].

Available: <https://med.mahidol.ac.th/aimc/th/content/09122017-1414-th>.

- [2] W. Doyle, "Operations useful for similarity-invariant pattern recognition," *Journal of the ACM*, vol. 9, no. 2, pp. 259–267, 1962.
- [3] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans Syst Man Cybern*, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [4] G. Sandhya, G. Babu Kande, and T. S. Savithri, "Multilevel thresholding method based on electromagnetism for accurate brain mri segmentation to detect white matter, gray matter, and CSF," *BioMed Research International*, vol. 19, pp. 1–17, 2017.
- [5] Y. Nakagawa and A. Rosenfeld, "Some experiments on variable thresholding," *Pattern Recognit*, vol. 11, no. 3, pp. 191–204, 1979.
- [6] K. J. Shanthi and M. S. Kumar, "Skull stripping and automatic segmentation of brain MRI using seed growth and threshold techniques," presented at the International Conference on Intelligent and Advanced Systems, Kuala Lumpur, Malaysia, Nov. 25–28, 2007.
- [7] J. Dogra, S. Jain, and M. Sood, "Segmentation of MR images using hybrid kmean-graph cut technique," *Procedia Computer Science*, vol. 132, pp. 775–784, 2018.
- [8] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [9] R. Kimmel and A. M. Bruckstein, "Regularized Laplacian zero crossings as optimal edge integrators," *International Journal of Computer Vision*, vol. 53, no. 3, pp. 225–243, 2003.

- [10] V. Raghavendra and E. L. Prasad, "Zero crossing image edge detection for MRI scanning," *International Journal of Management, Technology and Engineering*, vol. 8, no. 1043, pp. 1043–1051, 2018.
- [11] R. Laishram, W. K. Kumar, A. Gupta, and K. V. Prakash, "A novel MRI brain edge detection using PSOFM segmentation and canny algorithm," presented at the International Conference on Electronic Systems, Signal Processing and Computing Technologies, Nagpur, India, Jan. 9–11, 2014.
- [12] N. H. Salman and C. Q. Liu, "Image segmentation and edge detection based on watershed techniques," *International Journal of Computers and Applications*, vol. 25, no. 4, pp. 258–263, 2003.
- [13] J. M. Spiller and T. Marwala, "Medical image segmentation and localization using deformable templates," in *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*. Heidelberg, Germany: Springer, 2007, pp. 2292–2295.
- [14] Y. T. Hsiao, C. L. Chuang, J. A. Jiang, and C. C. Chien, "A contour based image segmentation algorithm using morphological edge detection," presented at the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Waikoloa, HI, USA, Oct. 12, 2005.
- [15] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.
- [16] J. Rodríguez and G. Ochoa-ruiz, "A prostate MRI segmentation tool based on active contour models using a gradient vector flow," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 8, pp. 6163, 2020.
- [17] W.-Y. Ma and B. S. Manjunath, "EdgeFlow: A technique for boundary detection and image segmentation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 8. pp. 1375–1388, 2000.
- [18] N. Eua-Anant and L. Udpa, "A novel boundary extraction algorithm based on a vector image model," in *Proceedings of the 39th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 1996, pp. 597–600.
- [19] N. Eua-anant, U. Lalita, and L. Upda, "Boundary extraction algorithm based on particle motion in a vector image field," in *Proceedings of International Conference on Image Processing*, 1997, vol. 2, pp. 732–735.
- [20] N. Eua-Anant and L. Udpa, "Boundary detection using simulation of particle motion in a vector image field," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 8, no. 11. pp. 1560–1571, 1999.
- [21] T. Boonnuk, T. Sripramong, and S. Srisuk, "Texture segmentation using active contour model incorporated with edge flow on MRI image," presented at the TENCON 2014 - 2014 IEEE Region 10 Conference, Bangkok, Thailand, Oct. 22–25, 2014.
- [22] K. Somkantha, N. Theera-Umpon, and S. Auephanwiryakul, "Boundary detection in medical images using edge following algorithm based on intensity gradient and texture gradient features," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 3, pp. 567–573, 2011.
- [23] S. Beucher and C. Lantuejoul, "Use of watersheds in contour detection," in *proceedings International Workshop on Image Processing: Real-time*



- Edge and Motion Detection/Estimation*, 1979, pp. 12–21.
- [24] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, and A. Lucchi, “SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, no. 11, 2012.
- [25] S. M. K. Hasan and M. Ahmad, “Two-step verification of brain tumor segmentation using watershed-matching algorithm,” *Brain Informatics*, vol. 5, no. 2, 2018.
- [26] Y. Wang, Q. Qi, and X. Shen, “Image segmentation of brain MRI based on LTriDP and superpixels of improved SLIC,” *Brain Sciences*, vol. 10, no. 2, 2020.
- [27] W. Phornphatcharaphong and N. Eua-Anant, “Edge-Based color image segmentation using particle motion in a vector image field derived from local color distance images,” *Journal Imaging*, vol. 6, no. 7, pp. 72, 2020.
- [28] H. Majid and B. Hadi Yazdani, “Color image segmentation metrics,” in *Encyclopedia of Image Processing*, CRC Press, 2019.
- [29] D. Mújica-Vargas, J. M. V. Kinani, and J. de J. Rubio, “Color-based image segmentation by means of a robust intuitionistic fuzzy c-means algorithm,” *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 901–916, 2020.
- [30] R. Reichart and A. Rappoport, “The NVI clustering evaluation measure,” in *Proceedings of the Thirteenth Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL)*, 2009, pp. 165–173.
- [31] Pixmeo. (2016, February 3). *DICOM Image Library*. [Online]. Available: <http://www.osirix-viewer.com/resources/dicom-image-library/>
- [32] S. Di Zeno, “A note on the gradient of a multi-image,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 33, no. 1, pp. 116–125, 1986.
- [33] K. Fukunaga and L. D. Hostetler, “The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 21, no. 1, pp. 32–40, 1975.
- [34] W. Xiao, A. Zafaremska, M. Smigaj, Y. Wang, and R. Gaulton, “Mean shift segmentation assessment for individual forest tree delineation from airborne lidar data,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 11, pp. 1–19, 2019.
- [35] J. MacQueen, “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” in *Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability - Vol. 1*, 1967, pp. 281–297.
- [36] M. A. Hamada, Y. Kanat, and A. E. Abiche, “Multi-spectral image segmentation based on the K-means clustering,” *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 1016–1019, 2019.
- [37] Q. Wang, “GMM-based hidden markov random field for color image and 3D volume segmentation,” arXiv:1212.4527, 2012.