

Project Proposal

Division of Applied Mathematics, Department of Mathematics

Faculty of Science, Silpakorn University

Date : 27 กันยายน 2561

Advisor : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. นพดล ชุมชอบ

Student : นายภัคพล พงษ์ทวี รหัส 07580028

Project Title : ขั้นตอนวิธีเชิงตัวเลขชนิดใหม่สำหรับการซ่อมแซมภาพที่ใช้การแปรผันรวมกับการประยุกต์สำหรับซ่อมแซมภาพวาดศิลปะไทยและการลบบทบรรยายจากอนิเมะ
(A new numerical algorithm for TV-based image restoration with its applications in restoring Thai painting images and removing subtitles from animes)

1 Introduction

ภาพดิจิทัล (digital images) คือภาพที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันอาจจะใช้ถูกสร้างได้หลายวิธีทั้งการใช้กล้องถ่ายภาพเพื่อให้ได้ภาพ หรืออาจจะใช้อุปกรณ์ทางการแพทย์ต่างๆ จนไปถึงการใช้คลื่นที่มองไม่เห็นเพื่อถ่ายภาพดาราศาสตร์ต่างๆ ในอวกาศ ซึ่งภาพที่ได้ออกมานั้นมักจะผ่านการประมวลผลการประมวลผลอยู่เสมอ ตัวอย่างเช่น ภาพถ่ายพื้นผิวดวงจันทร์เมื่อส่งสัญญาณกลับมาจากดาวเทียมจะมีสัญญาณรบกวนเข้ามาแทรก จึงจำเป็นต้องผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ (images denoising) การติดตามอาการคนไข้ที่มีอาการเนื้องอกจะเป็นต้องทำการลงทะเบียนภาพ (Image Registration) เพื่อให้แพทย์สามารถติดตามการเปลี่ยนแปลงของเนื้องอกได้ การติดตามรถที่กระทำความผิดกฎจราจร จำเป็นต้องแยกรถยนต์ออกจากพื้นหลังโดยใช้การแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation) และการลบวัตถุที่ไม่ต้องการออกไปจากภาพจะใช้การซ่อมแซมภาพ (Image Inpainting) เป็นต้น

การซ่อมแซมภาพ คือเป็นหนึ่งในกระบวนการประมวลผลภาพที่จะเติมเต็มข้อมูลที่หายไปในพื้นที่ภาพที่กำหนด โดยมีจุดประสงค์เพื่อซ่อมแซมภาพที่เสียหาย โดยพื้นที่ภาพส่วนนั้นไม่สามารถพบได้จากการสังเกต โดยการกู้คืน สี, โครงสร้าง และพื้นผิว ที่เกิดการเสียหายเป็นวงกว้าง พิกเซลที่จะนำมาใช้ซ่อมแซมจะถูกคำนวณขึ้นมาใหม่จากข้อมูลที่พิกเซลที่อยู่โดยรอบที่ยังไม่เสียหาย [1] ซึ่งใช้สิ่งที่ไม่ต้องการออกจากภาพ ปัจจุบันมักเห็นได้ตามแอปพลิเคชันหน้าใส ที่ช่วยลบริ้วรอยที่ไม่ต้องการออกจากใบหน้า

ซึ่งการซ่อมแซมรูปภาพมีวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่ใช้แตกต่างกันไปจำนวนมาก แต่การซ่อมแซมด้วยการแปรผันจะสนใจที่ความต่อเนื่องของโครงสร้างทางเรขาคณิต ซึ่งวิธีการซ่อมแซมรูปภาพด้วยการแปรผันมักจะทำให้ผลลัพธ์ได้ดีกับพื้นที่แคบและเล็ก ในรูปภาพที่ราบเรียบเป็นช่วง (piecewise smooth image) หรือที่เรียกกันว่าภาพการ์ตูน เนื่องจากวิธีการนี้สามารถทำการสร้างพื้นผิว (Texture) ขึ้นมาได้ [2] โดยวิธีการแปรผันที่น่าสนใจ จะใช้ตัวแบบ Rudin-Osher-Fatemi (ROF) [3] ซึ่งถูกนำเสนอในรูปแบบเชิงแปรผัน (variational formulation) ไว้ดังนี้

$$\min_u \{ \mathcal{J}(u) = \lambda \mathcal{D}(u, f) + \mathcal{R}(u) \}$$

เมื่อ \mathcal{D} คือ พจน์สำหรับวัดค่าความเหมาะสมข้อมูล (Data fitting Term) λ คือ ตัวแปรจัดระเบียบ (Regularization parameter) \mathcal{R} พจน์จัดระเบียบ (Regularization Term)

ซึ่งตัวแบบ ROF พจน์สำหรับวัดค่าความเหมาะสมข้อมูลได้หลายวิธี ซึ่งผู้ศึกษาสนใจที่จะใช้วิธีแปรผันรวม (Total Variation) [5] ในการแก้ตัวแบบนี้ โดยเป็นการแก้ปัญหการแปรผันมีขอบเขต (bounded variation หรือ BV) ทั้งหมดโดยที่ภาพ u อยู่ใน $BV(\Omega)$ เมื่อสามารถหาปริพันธ์ได้และจะมี Radon measure Du ซึ่ง

$$\int_{\Omega} u(x) \operatorname{div} \vec{g}(x) dx = \int_{\Omega} \langle \vec{g}, Du(x) \rangle \quad \forall \vec{g} \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^2)^2$$

และจาก Du เป็น distributional gradient ของ u เมื่อ u ราบเรียบแล้ว $Du(x) = \nabla u(x) dx$ โดย total variation seminorm ของ u คือ

$$\|u\|_{TV(\Omega)} := \int_{\Omega} |Du| := \sup \left\{ \int_{\Omega} u \operatorname{div} \vec{g} dx : \vec{g} \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^2)^2, \sqrt{g_1^2 + g_2^2} \leq 1 \right\}$$

จาก u ราบเรียบแล้ว การแปรผันรวมสมมูลกับอินทิกรัลของขนาดเกรเดียนต์

$$\|u\|_{TV(\Omega)} = \int_{\Omega} |\nabla u| dx$$

จึงได้ว่าจะหาฟังก์ชันแปรผันมีขอบเขต u หาได้จาก minimization problem

$$\arg \min_{u \in BV(\Omega)} \|u\|_{TV(\Omega)} + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega \setminus D} (f(x) - u(x))^2 dx$$

เมื่อ λ มีค่าบวก ปัญหา minimization นี้จะเหมือนกับปัญหาการลบสิ่งรบกวนของ Rudin, Osher และ Fatemi เพียงแต่ปริพันธ์ลำดับอยู่บน $\Omega - D$ แทนที่จะเป็น Ω ถ้าผลลัพธ์ที่แน่นอนตรงอยู่ใน BV และมีค่าอยู่ในช่วง $[0, 1]$ แล้วจะมี minimizer u แต่มักจะไม่มีเพียงหนึ่งเดียว

การซ่อมแซมรูปภาพอาจมองเป็นลักษณะการลบสิ่งรบกวนที่มี spatially-varying regularization strength เป็น $\lambda(x)$ ทำให้ได้ว่า

$$\arg \min_u \|u\|_{TV(\Omega)} + \frac{1}{2} \int_{\Omega} \lambda(x) (f(x) - u(x))^2 dx$$

โดยที่ $\lambda(x)$ จะมีค่าเป็น 0 เมื่ออยู่ใน D และ $\lambda(x) > 0$ เมื่ออยู่นอก D ทำให้เมื่อ $x \in D$ ที่ $\lambda(x) = 0$ ค่า $f(x)$ จะไม่ถูกใช้ ทำให้ $u(x)$ ได้รับผลจาก $\|u\|_{tv}$ เท่านั้น ส่วนที่ด้านนอก D จะเป็น TV-regularize denoising พหุติกรรมลดสิ่งรบกวนนี้อาจเป็นที่น่าพอใจเมื่อยากที่จะระบุโดเมนที่ต้องซ่อมแซมได้อย่างถูกต้อง และเมื่อใช้ ขนาดใหญ่จะทำให้การลดสิ่งรบกวนมีผลน้อยมากจนทำให้พื้นที่นอก D แทบไม่เปลี่ยนแปลง

จากโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่ได้กล่าวมาข้างต้น จะสามารถใช้วิธีการทางเชิงตัวเลขสำหรับการซ่อมแซมรูปภาพโดยใช้ความแปรปรวนทั้งหมดได้หลายวิธีการ จึงขอยกตัวอย่างวิธีการไทม์มาร์ชชิง (time marching method) [4] ป็นวิธีการที่ง่ายและสะดวกในการแก้สมการเชิงอนุพันธ์ย่อยไม่เป็นเชิงเส้น แนวคิดของวิธีการนี้คือการแนะนำตัวแปรเวลาสังเคราะห์ (time artificial variable) จากนั้นหาคำตอบแบบสภาวะคงตัว (steady-state solution) ของสมการเชิงอนุพันธ์ย่อยไม่เป็นเชิงเส้นที่ขึ้นอยู่กัเวลา และเพื่อจะแก้ความไม่เป็นเชิงเส้นของสมการเชิงอนุพันธ์ย่อย จะสามารถใช้รูปแบบที่ชัดเจนของออยเลอร์ (Euler's explicit scheme) ที่กำหนดโดย

$$u(\mathbf{x}, t_{k+1}) = u(\mathbf{x}, t_k) + \tau \left(\nabla \cdot \left(\frac{\nabla u(\mathbf{x}, t_k)}{|\nabla u(\mathbf{x}, t_k)|} \right) + \lambda(u(\mathbf{x}, t_k) - f(\mathbf{x})) \right)$$

เมื่อ $\tau > 0$ แทนขั้นเวลา (time step) ที่ได้จากกริดสคริตไฮโซโดเมนเวลา $[0, \infty)$

หลังจากใช้การประมาณแบบไฟไนต์ดิฟเฟอเรนซ์ จะได้รูปแบบการทำซ้ำเป็น

$$(u^{[k+1]})_{i,j} = (u^{[k]})_{i,j} + \tau \left(\mathcal{K}(u^{[k]})_{i,j} + \lambda((u^{[k]})_{i,j} + f)_{i,j} \right)$$

เห็นได้ว่าวิธีการเชิงตัวเลขดังกล่าวข้างต้นนั้นง่ายในการคำนวณ แต่การเข้าสู่คำตอบที่เหมาะสมของปัญหา เชิงแปรผันค่อนข้างช้ามากเนื่องจากต้องใช้ τ ที่มีขนาดเล็กในการทำให้ลำดับของคำตอบลู่เข้า

เนื่องจากวิธีใหม่มีวิธีการลู่เข้าของคำตอบค่อนข้างช้า จึงมีอีกวิธีที่สามารถลู่เข้าสู่คำตอบได้ไวขึ้น นั่นคือวิธี Split Bergman [6] ซึ่งคือการแยกส่วนการดำเนินการ (splitting) และการทำซ้ำ bergman (bergman iteration) จากความแปรปรวนทั้งหมดสามารถประมาณได้โดย $|\nabla u_{i,j}|$ บนทุกพิกเซลนั้นคือ

$$\|u\|_{TV(\Omega)} \approx \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |\nabla u_{i,j}|$$

เมื่อ $\nabla u_{i,j}$ คือ discrete gradient วิธี split bergman จะนำมาใช้เพื่อแก้ minimization problem

$$\begin{cases} \arg \min_{d,u} \sum_{i,j} |d_{i,j}| + \frac{1}{2} \sum_{i,j} \lambda_{i,j} (f_{i,j} - u_{i,j})^2 \\ \text{subject to } d = \nabla u \end{cases}$$

โดยตัวแปรช่วย d คือเวกเตอร์ที่บีบบังคับ ∇u และใช้วิธีการทำซ้ำ bergman เพื่อแก้ปัญหาที่เหมาะสมแบบมีข้อจำกัด ซึ่งในแต่ละการทำซ้ำ bergman จะเป็นการแก้

$$\arg \min_{d,u} \sum_{i,j} |d_{i,j}| + \frac{\lambda}{2} \sum_{i,j} \lambda_{i,j} (f_{i,j} - u_{i,j})^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i,j} |d_{i,j} - \nabla u_{i,j} - b_{i,j}|^2$$

เมื่อ b เป็นตัวแปรของวิธีการทำซ้ำ bergman และ γ เป็นค่าคงที่บวกใดๆ โดยการ minimization บน d และ u จะแก้โดย alternative direction method โดยแต่ละขั้นของการหาค่าต่ำสุด ตัวแปร d และ u จะให้ตัวแปรอื่นคงค่าไว้ d subproblem เมื่อเราคงค่า u ไว้ จะได้ว่า d subproblem คือ

$$\arg \min_d \sum_{i,j} |d_{i,j}| + \frac{\gamma}{2} \sum_{i,j} |d_{i,j} - \nabla u_{i,j} - b_{i,j}|^2$$

โดยปัญหานี้เมื่อทำการแก้แล้วจะได้ว่า

$$d_{i,j} = \frac{\nabla u_{i,j} + b_{i,j}}{|\nabla u_{i,j} + b_{i,j}|} \max\{|\nabla u_{i,j} + b_{i,j}| - \frac{1}{\gamma}, 0\}$$

u subproblem เมื่อเราคงค่า d ไว้ จะได้ว่า u subproblem คือ

$$\arg \min_u \frac{1}{2} \sum_{i,j} \lambda_{i,j} (f_{i,j} - u_{i,j})^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i,j} |d_{i,j} - \nabla u_{i,j} - b_{i,j}|^2$$

เมื่อแก้แล้วจะได้ว่า

$$\frac{1}{\gamma} - \Delta u = \frac{1}{\gamma} \lambda f - \text{div}(d - b)$$

โดยที่ div คือ discrete divergence และ ∇u คือ discrete laplacian เราจะประมาณคำตอบนี้โดยการใช้ หนึ่งรอบ Gauss-seidel ต่อหนึ่งรอบการทำซ้ำของ Bergman ซึ่ง subproblem จะถูกแก้หนึ่งครั้ง ต่อหนึ่งรอบ bergman iteration แต่ทั้งนี้ การทำซ้ำ Gauss-seidel หลายครั้ง จะทำให้การแก้ subproblem มีความแม่นยำขึ้น ส่วนตัวแปรช่วย b มีค่าเริ่มต้นเป็น 0 จากนั้นทำการปรับค่าโดย

$$b^{k+1} = b^k + \nabla u - d$$

โดยที่ความเกี่ยวข้องกันของแต่ละพื้นที่จะเพิ่มขึ้นเมื่อ γ ใหญ่ขึ้น ดังนั้น γ ไม่ควรเล็กหรือใหญ่จนเกินไป จะทำให้ทั้งสอง subproblem อยู่เข้าได้ดี จึงได้ว่าวิธีการในภาพรวมเป็นดังนี้

```

initialization  $u = 0, d = 0, b = 0$ 
while  $\|u_{cur} - u_{prev}\|_2 > Tol$  do
    Solve the  $d$  subproblem
    Solve the  $u$  subproblem
     $b = b + \nabla u - d$ 
end

```

โดยการทำซ้ำนี้จะกระทำจนกระทั่ง นอร์ม L2 ระหว่างรอบปัจจุบันต่างกับรอบก่อนหน้าไม่เกินค่า Tol ที่กำหนดไว้หรือจำนวนรอบการทำซ้ำมากจนถึงจุดสิ้นสุดที่เพียงพอที่จะให้ค่าซึ่งไม่ควรใหญ่เกินไปเพื่อไม่ให้เสียเวลาประมวลผลจนนานเกินไป

ซึ่งวิธีเชิงตัวเลขข้างต้นเป็นวิธีการสำหรับภาพเฉดเทา (Gray-scale) สำหรับการประยุกต์ใช้กับภาพสีนั้น ภาพสี จะประกอบขึ้นด้วยสี 3 สี คือ แดง เขียว น้ำเงิน ซึ่งเราสามารถใช่วิธีเชิงตัวเลขข้างต้น แยกสำหรับแต่ละสี เพื่อทำการซ่อมแซมภาพก่อนจะนำมารวมกลับเป็นภาพสีอีกครั้ง และสำหรับวิดีโอที่ประกอบด้วยภาพจำนวนมากต่อหนึ่งหน่วยเวลา เราจะเรียกภาพหนึ่งภาพในวิดีโอว่า เฟรม (frame) ซึ่งเฟรมนี้เป็นภาพสี เราจึงสามารถแบ่งใช้โมเดลกับแต่ละสีและรวมกันกลับมาเป็นวิดีโออีกครั้งได้ จึงสามารถซ่อมแซมวิดีโอได้ด้วย

ผู้พัฒนาจึงสนใจที่จะพัฒนาวิธีการเชิงตัวเลขเพื่อให้สามารถซ่อมแซมได้รวดเร็วยิ่งขึ้น เนื่องจากหากต้องการซ่อมแซมวิดีโอแบบเรียลไทม์ จะเป็นจะต้องสามารถซ่อมแซมได้เร็วถึง 25 ภาพต่อวินาที ซึ่งแต่ละภาพเป็นภาพสี ซึ่งวิธีการ Split Bergman หากทำให้ได้คุณภาพดีจะใช้เวลานานขึ้น และหากทำให้เวลาสั้นสำหรับ 25 ภาพต่อวินาที ในแต่ละภาพจะยังไม่ถูกซ่อมแซม

ซึ่งวิธีการซ่อมแซมภาพด้วยการแปรผันรวนนั้น ใช้ในการซ่อมแซมภาพที่ราบเรียบเป็นช่วง โดยภาพจิตรกรรมฝาผนังนั้น เป็นหนึ่งในภาพที่ราบเรียบเป็นช่วง จึงเหมาะสมที่จะใช้วิธีการนี้ในการซ่อมแซม และเมื่อพัฒนาให้สามารถซ่อมแซมวิดีโอแบบเรียลไทม์ได้อาจพัฒนาต่อเป็นเทคโนโลยี augmented reality ที่สามารถยกโทรศัพท์มือถือขึ้นมาส่องยังภาพวาดฝาผนังที่ได้รับความเสียหายและแสดงภาพที่ถูกซ่อมแซมแล้วบนหน้าจอได้อย่างทันที

การจะซ่อมแซมภาพได้นั้น จำเป็นจะต้องมีการหาโดเมนซ่อมแซม (Inpaint Domain) ซึ่งสำหรับในการศึกษารั้งนี้ ซึ่งโดยทั่วไป มักจะต้องให้ผู้ที่ใช้งานหาโดเมนซ่อมแซมเอง แต่โครงการวิจัยชิ้นนี้นอกจากจะสร้างวิธีการเชิงตัวเลขในการซ่อมแซมภาพแล้วยังได้เสนอวิธีการหาวิธีการหาขอบรอยในวิดีโอแบบอนิเมะไว้อีกด้วย เพื่อทำให้การค้นหาโดเมนซ่อมแซมสำหรับไฟล์วิดีโอแบบอนิเมะเป็นไปได้อย่างอัตโนมัติ

โดยบทบรรยายของอนิเมะนั้น มักจะขึ้นบริเวณด้านล่างของหน้าจอ และนอกจากนี้ บทบรรยายอนิเมะมักจะใช้ขอบของตัวอักษรเป็นสีดำอีกด้วย ด้วยสมบัตินี้เองทำให้เราสามารถหาบริเวณบนเฟรมที่เป็นบทบรรยายได้โดยจะมีวิธีหาพื้นที่ซึ่งเป็นบทบรรยายดังนี้



(a) ภาพเฟรมอนิเมะที่มีบทบรรยาย



(b) ภาพหลังทำการตัดส่วนล่างและ thresholding

ตัดเฟรมมาเฉพาะส่วนล่างของเฟรมที่น่าจะมีบทบรรยายปรากฏอยู่ จากนั้นทำการ thresholding เพื่อหาบริเวณที่เป็นสีดำเนื่องจากบทบรรยายจะถูกล้อมรอบด้วยสีดำเสมอ



(a) ภาพหลังทำการสลับสี



(b) ภาพหลังทำการเปลี่ยนพื้นที่สีขาว

ทำการสลับสีระหว่างสีดำกับสีขาวของภาพที่ทำการ thresholding หลังจากนั้นทำการเปลี่ยนพื้นที่สีขาวซึ่งติดกับขอบของเฟรมทั้งหมดให้เป็นสีดำ เพราะว่า บทบรรยายไม่อยู่ติดกับหน้าจอ เราจะต้องสิ่งที่อยู่ติดกับหน้าจอไม่ใช่บทบรรยาย



(a) ภาพหลังการ erode และ opening



(b) ภาพหลังการ dilate

จากนั้นนำวัตถุที่มีขนาดเล็กเกินไป หรือใหญ่เกินไปออกจากภาพด้วยวิธีการ erode และ opening จะได้ว่าส่วนที่เหลือเป็นสีขาวในภาพคือบทรขยาย แต่ว่าขอบของบทรขยายก็ต้องถูกลบออกไปด้วย จึงทำการ dilate เพื่อขยายขอบของบทรขยายให้เท่ากับบทรขยายที่อยู่ในเฟรมวิดีโอ และสิ่งที่เหลืออยู่คือโดเมนซ่อมแซม ที่จะนำไปใช้ในการซ่อมแซมภาพต่อไป

2 Objective

วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัยมีดังต่อไปนี้

- (1) ศึกษาวิธีการแปรผันและวิธีการเชิงตัวเลขที่มีประสิทธิภาพเพื่อเติมข้อมูลที่ขาดหายในภาพหรือวิดีโอ
- (2) สร้างวิธีการเชิงตัวเลขใหม่สำหรับซ่อมแซมภาพศิลปะไทยและลบบทรขยายออกจากอนิเมะ
- (3) นำวิธีการที่สร้างขึ้นเพื่อซ่อมแซมภาพไทย และลบบทรขยายอนิเมะ

3 Scope of Study

ขอบเขตของโครงการมีดังต่อไปนี้

- (3.1) ภาพศิลปะที่ใช้ศึกษา เป็นภาพจิตรกรรมฝาผนังไทย ที่อยู่ภายใต้เว็บไซต์ Wikipedia.org ซึ่งได้รับการอนุญาตให้ใช้งานแบบ Creative Commons หรือแบบ Public Domain
- (3.2) วิดีโอที่ใช้ศึกษาเป็นวิดีโอประเภทอนิเมะ โดยศึกษากับไฟล์อนิเมะที่ใช้ Color space แบบ RGB เท่านั้น
- (3.3) บทรขยายที่ใช้ทดสอบ จะถูกล้อมรอบไว้ด้วยสีดำ ขนาดความหนาขนาดไม่น้อยกว่า 5 พิกเซล
- (3.4) วิดีโอที่ใช้ศึกษาขนาดไม่เกิน 1920x1080
- (3.5) คอมพิวเตอร์ที่ใช้ทดลองใช้หน่วยประมวลผล I7-6700HQ ใช้การ์ดจอ Nvidia GTX 960M แรม 16GB ฮาร์ดดิสก์แบบ SSD

4 Methodology

วิธีการมีดังต่อไปนี้

- (4.1) ศึกษาการคณิตศาสตร์ต่อเติมข้อมูลที่ขาดหายบนรูปภาพ
- (4.2) พัฒนาวิธีการเชิงตัวเลขสำหรับการซ่อมแซมรูปภาพ
- (4.3) ทดสอบวิธีการเชิงตัวเลขที่พัฒนาขึ้นโดยโปรแกรมคอมพิวเตอร์บนภาพสังเคราะห์
- (4.4) อภิปรายผลที่ได้จากการทดลองเชิงตัวเลข
- (4.5) สรุปผลการดำเนินงานวิจัยและจัดทำรูปแบบฉบับสมบูรณ์

5 Time Periods

แผนการดำเนินงานตลอดทั้งโครงการสามารถสรุปได้โดยย่อจากตารางต่อไปนี้

แผนการดำเนินงาน	เดือนที่											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ศึกษาการคณิตศาสตร์ต่อเติมข้อมูลที่ขาดหายบนรูปภาพ	x	x										
พัฒนาวิธีการเชิงตัวเลขสำหรับการซ่อมแซมรูปภาพ			x	x								
ทดสอบวิธีการเชิงตัวเลขที่พัฒนาขึ้นโดยโปรแกรมคอมพิวเตอร์บนภาพสังเคราะห์					x	x						
อภิปรายผลที่ได้จากการทดลองเชิงตัวเลข							x	x				
สรุปผลการดำเนินงานวิจัยและจัดทำรูปเล่มฉบับสมบูรณ์									x	x	x	x

6 References

- [1] Furht B., อ้างอิง 2561: Encyclopedia of Multimedia [จาก https://doi.org/10.1007/0-387-30038-4_98] สืบค้นเมื่อ 5 สิงหาคม 2561
- [2] Işık Barış Fidaner, อ้างอิง 2561: A Survey on Variational Image Inpainting , Texture Synthesis and Image Completion [จาก https://www.semanticscholar.org/paper/_/36f4d32ce45f72091510ab4d4d1cc3bf81ffe879] สืบค้นเมื่อ 5 สิงหาคม 2561
- [3] Leonid I.Rudin และคณะ., อ้างอิง 2561: Nonlinear total variation based noise removal algorithms [จาก [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-F](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-F)] สืบค้นเมื่อ 10 กันยายน 2561
- [4] A. Marquina และ S. Osher, อ้างอิง 2561: Explicit algorithms for a new time dependent model based on level set motion for nonlinear deblurring and noise removal [จาก <https://doi.org/10.1137/S1064827599351751>] สืบค้นเมื่อ 10 กันยายน 2561
- [5] Pascal Getreuer, อ้างอิง 2561: Rudin-Osher-Fatemi Total Variation Denoising using Split Bregman , [จาก <https://doi.org/10.5201/ipo1.2012.g-tvd>] สืบค้นเมื่อ 5 สิงหาคม 2561
- [6] Pascal Getreuer, อ้างอิง 2561: Total Variation Inpainting using Split Bregman [จาก <https://doi.org/10.5201/ipo1.2012.g-tvi>] สืบค้นเมื่อ 5 สิงหาคม 2561