

## โครงการวิจัยย่อยลำดับที่ 2

### เรื่อง การพัฒนาโปรแกรมการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำ ปีที่ 2

#### 1. ผู้รับผิดชอบโครงการ

รองศาสตราจารย์ ดร. สมชาย จิตะพันธ์กุล

#### 2. วัตถุประสงค์ของโครงการ

- 2.1 เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำ (Super-Resolution Image Reconstruction) สำหรับนำไปใช้งานในวิจัยขั้นสูงต่อไป
- 2.2 เขียนบทความทางวิชาการเพื่อเผยแพร่องค์ความรู้

#### 3. ขอบเขตหรือเป้าหมายของโครงการ

- 3.1 เปรียบเทียบและวิเคราะห์ข้อดีและข้อด้อยของวิธีสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำที่วิจัยในปัจจุบัน
- 3.2 พัฒนาวิธีสำหรับสร้างภาพความละเอียดสูงจากชุดของภาพความละเอียดต่ำหรือสัญญาณวิดีโอ
- 3.3 พัฒนาเทคนิคการประมาณค่าภาพสำหรับการสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่ง
- 3.4 พัฒนาวิธีสำหรับสร้างสัญญาณวิดีโอที่มีความละเอียดสูงจากสัญญาณวิดีโอที่มีความละเอียดต่ำ

#### 4. ส่วนงานที่ได้ดำเนินการไปแล้ว

##### 4.1 บทคัดย่อ

โครงการวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ของงานวิจัยเพื่อนำเสนอเทคนิคการประมาณค่าภาพที่มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนสำหรับการสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่ง โดยโครงการวิจัยนี้จะมุ่งเน้นการสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่งโดยวิธีการประมาณแบบ Regularized ML เนื่องจากวิธีนี้มีประสิทธิภาพสูงและมีความซับซ้อนต่ำโดยโครงการวิจัยนี้จะศึกษาประสิทธิภาพของตัวประมาณค่า (Norm Estimator) อย่างเช่น L1 และ L2 ที่มีผลกระทบต่อ การสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่ง ดังนั้นโครงการวิจัยนี้จึงนำเสนอเทคนิคการประมาณค่าที่มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน (Huber, Lorentzian and Tukey's Biweight norm) เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่ง

โครงการวิจัยนี้จะเสนอการทดลองเพื่อประเมินผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพกระบวนการวิจิตรทัศน์ของชุดภาพและเทคนิคการประมาณค่าภาพสำหรับการสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่งโดยจะปรับเปลี่ยนสัญญาณรบกวนประเภทต่างๆ, ตัวประมาณค่าแบบต่างๆ (L1, L2 Huber, Lorentzian and Tukey's Biweight norm) ที่นำเสนอและที่ใช้กันโดยทั่วไป

จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการสร้างคืนภาพความละเอียดสูงยิ่งที่ใช้เทคนิคการประมาณค่าภาพที่นำเสนอสามารถประยุกต์ใช้กับสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ อย่างเช่น Noiseless, AWGN, Poisson and Salt&Pepper และ Speckle ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

#### 4.2 คำนำเกี่ยวกับการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่งโดยทั่วไป

ความละเอียดของภาพ (Spatial Resolution) จะเป็นปัจจัยหลักในการกำหนดคุณภาพของภาพโดยความความละเอียดของภาพจะมีหน่วยเป็นจำนวนพิกเซลจุดต่อพื้นที่ (Pixel per Area) เนื่องจากการประมวลผลภาพมีการพัฒนาเพิ่มขึ้นอย่างมากและการประมวลผลเหล่านี้ก็ต้องการภาพที่มีความละเอียดสูงในการประมวลผลเพราะภาพที่มีความละเอียดสูงจะมีรายละเอียดที่สำคัญมากกว่าภาพที่มีความละเอียดต่ำซึ่งรายละเอียดเหล่านี้จะมีผลต่อการประมวลผลหรือการประยุกต์ใช้งานอย่างมาก

การเก็บภาพความละเอียดสูงในปัจจุบันมีหลายวิธีที่อย่างเช่นวิธีที่มุ่งเน้นที่การเพิ่มรายละเอียดของภาพ (หรือปริมาณพิกเซลต่อพื้นที่) ด้วยการลดขนาดของพิกเซลลง เนื่องจากอุปกรณ์ทางด้านแสง (Optic) ที่มีความละเอียดสูงจะมีราคาแพงดังนั้นเซ็นเซอร์ตรวจจับแบบนี้จึงมีราคาที่ไม่เหมาะสำหรับการประยุกต์ใช้สำหรับงานทั่วไปหรืออุปกรณ์ที่ผลิตจำนวนมากเพื่อจำหน่าย นอกจากนี้แล้ววิธีการเพิ่มรายละเอียดของภาพแบบนี้ยังมีข้อจำกัดคือการลดขนาดของพิกเซลลงจะทำให้แสงทั้งหมดที่ตกกระทบตัวเซ็นเซอร์มีความเข้มลดลง (เนื่องจากเซ็นเซอร์มีพื้นที่รับแสงลดลง) จึงทำให้อัตราส่วนระหว่างสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนมีค่าลดลงดังนั้นการเพิ่มรายละเอียดของภาพโดยการใช้กรรมวิธีประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) จึงถูกนำมาใช้ในการประยุกต์ใช้ในงานเหล่านี้โดยวิธีนี้จะเรียกว่าการสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR (Super Resolution) บทความนี้จะกำหนดให้คำว่า “การสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR” หมายถึงกรรมวิธีประมวลผลสัญญาณที่ใช้ในการปรับปรุงความละเอียดของภาพโดยคำว่า “Super” ในที่นี้จะหมายถึงลักษณะของเทคนิคที่สามารถเอาชนะข้อจำกัดเกี่ยวกับความละเอียดของภาพได้ การสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR จะพยายามศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างภาพความละเอียดต่ำจำนวนหลายภาพแล้วนำมาสร้างภาพความละเอียดสูงดังนั้นวิธีการนี้จะต้องพยายามกำจัดความไม่คมชัด (Blur) และสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นกับภาพความละเอียดต่ำหรือกล่าวโดย

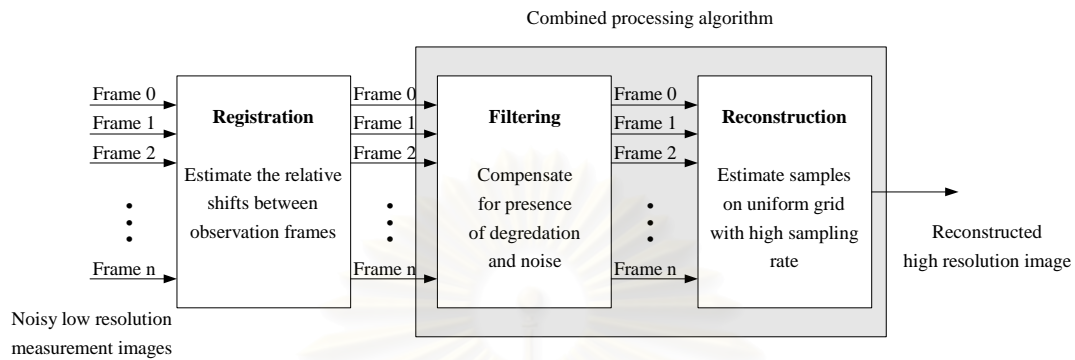
สรุปแล้ววิธีการสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR คือการคำนวณหาภาพความละเอียดสูงซึ่งจะต้องสร้างข้อมูลความถี่สูงจากภาพความละเอียดต่ำที่เราสามารถเก็บบันทึกได้ โดยภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้โดยทั่วไปแล้วจะไม่คมชัด (Blur), มีสัญญาณรบกวนและเกิดปัญหา Aliasing วิธีการนี้จะมีข้อดีคือมีราคาถูกลงและสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบหรือกล้องที่มีความละเอียดต่ำได้เพื่อเพิ่มความละเอียดของภาพได้

สำหรับงานวิจัยด้านการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำทางคณะผู้วิจัยได้ทำการวิจัยโดยได้ทำการศึกษาและวิเคราะห์คุณลักษณะระหว่างภาพความละเอียดสูงต้นแบบและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้ เสนอแบบจำลองของกระบวนการบันทึกภาพที่เหมาะสมโดยอาศัยองค์ความรู้จากหลายแขนง ทดสอบและประเมินผลแบบจำลองที่นำเสนอเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ใช้ในต่างประเทศ ในงานวิจัยนี้จึงได้เสนอที่จะพัฒนาโปรแกรมการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำ

เนื้อหาในส่วนนี้จะนำเสนอการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำซึ่งจะประกอบด้วย 3 ขั้นตอนคือการเรจิสเตรชัน (Registration), การกรองสัญญาณ (Filtering) และการสร้างภาพความละเอียดสูง (Reconstruction) โดยโครงสร้างของการสร้างภาพความละเอียดสูงจะเป็นไปตามรูปที่ 1 และรายละเอียดของแต่ละขั้นตอนจะอธิบายดังต่อไปนี้

1. การเรจิสเตรชัน (Registration) คือการเลื่อนภาพความละเอียดต่ำแต่ละภาพให้ตรงกับภาพความละเอียดต่ำอ้างอิง เนื่องจากภาพความละเอียดต่ำแต่ละภาพที่บันทึกได้จะไม่ตรงกันโดยแต่ละภาพอาจจะมีการเลื่อนกันเล็กน้อยดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการเรียงภาพทั้งหมดให้ตรงกันก่อนที่จะนำไปประมวลผล
2. การกรองสัญญาณ (Filtering) คือการกำจัดสัญญาณรบกวนของภาพความละเอียดต่ำเนื่องจากภาพความละเอียดต่ำแต่ละภาพอาจประกอบด้วยสัญญาณรบกวนโดยสัญญาณรบกวนเหล่านี้จะมีลักษณะเป็นไปตามลักษณะของกระบวนการบันทึกภาพอย่างเช่นกระบวนการบันทึกภาพแบบดิจิทัลจะประกอบด้วยอุปกรณ์สร้างสัญญาณแสง (Illumination Source), ชุดของพื้นผิวที่สะท้อนแสง, ตัวเซ็นเซอร์และอุปกรณ์แปลงสัญญาณอนาล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัล (ADC) โดยอุปกรณ์ทั้งหมดดังกล่าวนี้อาจเป็นอุปกรณ์ที่สร้างสัญญาณรบกวนดังนั้นสัญญาณรบกวนอาจมีลักษณะบวกเข้ากับภาพที่บันทึกได้หรือสัญญาณรบกวนอาจมีลักษณะคูณกับภาพที่บันทึกได้เป็นต้น
3. การสร้างภาพความละเอียดสูง (Reconstruction) คือขั้นตอนสุดท้ายของการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำโดยกระบวนการนี้จะเพิ่มปริมาณข้อมูลโดยรายละเอียดจะกล่าวถึงในส่วนถัดไปโดยการอัลกอริทึมที่เหมาะสมต่อการสร้างภาพความละเอียดสูงจะต้องมีลักษณะการคำนวณซ้ำ

เนื้อหาในส่วนนี้จะนำเสนออัลกอริทึมที่มีลักษณะการคำนวณซ้ำๆ ดังนั้นอัลกอริทึมที่นำเสนอจึงรวมการกรองสัญญาณและการสร้างภาพความละเอียดสูงเข้าเป็นขั้นตอนเพียงขั้นตอนเดียว



รูปที่ 1 โครงสร้างของการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำ

### 4.3 การสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่งจากภาพความละเอียดต่ำโดยวิธี Regularized ML

วัตถุประสงค์หลักของการสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR คือถ้าเราทราบภาพความละเอียดต่ำจำนวน  $N$  ภาพ (หรือ  $\{\underline{Y}_k\}_{k=1}^N$ ) แล้วเราจะต้องพยายามจำนวนหาภาพความละเอียดสูง (หรือ  $\hat{\underline{X}}$ )

#### 4.3.1 แบบจำลองระหว่างความสัมพันธ์ระหว่างภาพความละเอียดสูงและชุดภาพความละเอียดต่ำ

กำหนดให้

$\{\underline{Y}_k\}_{k=1}^N$  : ภาพความละเอียดต่ำจำนวน  $N$  ภาพ

$\underline{X}$  : ภาพความละเอียดสูงต้นแบบ

$\hat{\underline{X}}$  : ภาพความละเอียดสูงที่สร้างโดยกระบวนการ SR จากภาพความละเอียดต่ำ  $\{\underline{Y}_k\}_{k=1}^N$

$F_k$  : กระบวนการ Wrap แบบ Affine Block-Based

$H_k$  : กระบวนการที่ทำให้ภาพไม่คมชัดซึ่งจะมีลักษณะเป็นไปตามฟังก์ชัน PSF ของกล้อง

$D_k$  : กระบวนการลดปริมาณข้อมูล (Down Sampling)

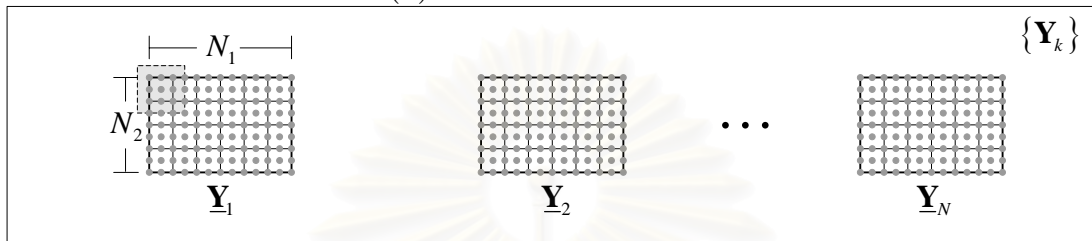
$\{\underline{V}_k\}_{k=1}^N$  : สัญญาณรบกวน

แล้วแบบจำลองของการบันทึกภาพจะเป็นไปตามสมการดังต่อไปนี้และแบบจำลองของการบันทึกภาพจะแสดงได้ดังภาพต่อไปนี้

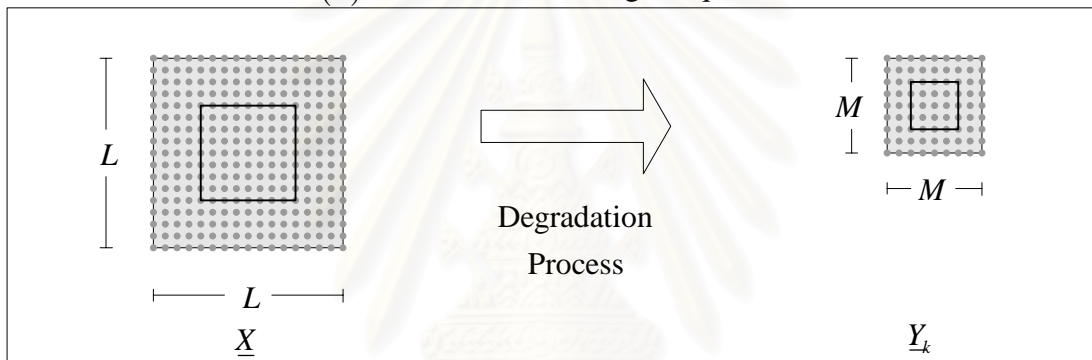
$$\underline{Y}_k = D_k H_k F_k \underline{X} + \underline{V}_k \text{ เมื่อ } k = 1, \dots, N$$



(a) High-Resolution Image



(b) Low-Resolution Image Sequence



(c) The Relation between Overlapping Blocked HR Image and Overlapping Blocked LR Image Sequence

รูปที่ 2 แบบจำลองของการบันทึกภาพ

#### 4.3.2 การสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR แบบ ML

ความถูกต้องและแม่นยำของการคำนวณภาพความละเอียดสูงจะขึ้นอยู่กับความถูกต้องและแม่นยำของการกำหนดลักษณะแบบจำลองของภาพความละเอียดสูง ( $\underline{X}$ ) และสัญญาณรบกวน ( $\{\underline{V}_k\}_{k=1}^N$ ) ดังนั้นถ้าภาพความละเอียดสูง ( $\underline{X}$ ) และสัญญาณรบกวน ( $\{\underline{V}_k\}_{k=1}^N$ ) มีลักษณะแตกต่างกับแบบจำลองที่กำหนดไว้แล้วภาพความละเอียดสูงที่คำนวณได้ (หรือ  $\hat{\underline{X}}$ ) จะมีความผิดพลาดสูง ดังนั้นบทความนี้จะนำเสนอการประมาณที่สามารถทนต่อความผิดพลาดดังกล่าวได้มากหรือถึงแม้ว่าภาพความละเอียดสูง ( $\underline{X}$ ) และสัญญาณรบกวน ( $\{\underline{V}_k\}_{k=1}^N$ ) มีลักษณะแตกต่างกับแบบจำลองที่กำหนดไว้อย่างมากแต่การประมาณดังกล่าวก็ยังคงสามารถคำนวณหาภาพความละเอียดสูงที่มีความถูกต้องได้



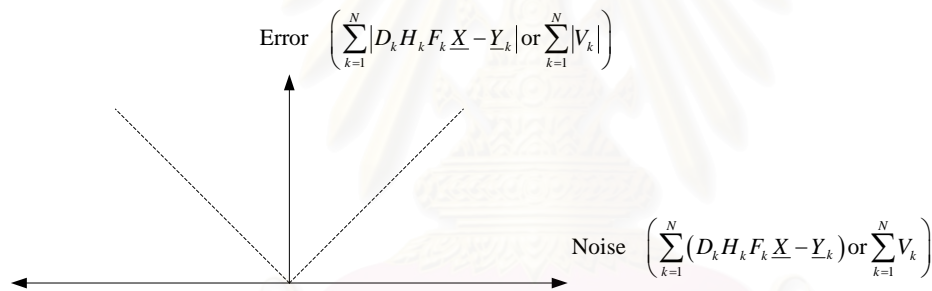
#### 4.3.2.1 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ $L_1$

การประมาณแบบ  $L_1$  เป็นการประมาณแบบหนึ่งที่มีการใช้งานอย่างแพร่หลาย เนื่องจากการประมาณแบบ  $L_1$  จะมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนมากกว่าการประมาณแบบ  $L_2$  เนื่องจากค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันแบบ  $L_1$  จะมีค่าคงที่และจำกัดแต่การประมาณแบบ  $L_1$  จะมีค่าเวเรียนซ์ที่สูงกว่าการประมาณแบบ  $L_2$  เราจะสามารถกำหนดปัญหาการสร้างภาพความละเอียดสูงโดยการประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ  $L_1$  โดยใช้การ Regularization ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \rho(\underline{Y}_k, D_k H_k F_k \underline{X}) \right\}$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left\{ \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \text{sign}(D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n - \underline{Y}_k) \right) \right\}$$



ภาพที่ 3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของการประมาณ ML แบบ  $L_1$

##### 4.3.2.1.1 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ $L_1$ โดยใช้การ Regularization แบบ Tikhonov

เนื่องจากการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่งแบบ SR เป็นปัญหาแบบ ill-posed ดังนั้นผลเฉลยหรือภาพความละเอียดสูงที่คำนวณได้ ( $\hat{\underline{X}}$ ) จะมีจำนวนที่เป็นไปได้มากมาย การกำหนดฟังก์ชัน Regularization จึงเป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการจำกัดผลเฉลยหรือภาพความละเอียดสูงที่คำนวณได้ ( $\hat{\underline{X}}$ ) ที่เป็นไปได้ ดังนั้นเราสามารถคำนวณภาพความละเอียดสูง ( $\hat{\underline{X}}$ ) ได้เป็น

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \rho(\underline{Y}_k, D_k H_k F_k \underline{X}) + \lambda \Upsilon(\underline{X}) \right\}$$

$\lambda$  : Regularization Parameter

$Y(\ )$  : ฟังก์ชัน Regularization

ฟังก์ชัน Regularization แบบ Tikhonov ที่นิยมใช้งานมากที่สุดคือ Laplacian Kernel ดังแสดงดังสมการต่อไปนี้

$Y(\underline{X}) = \|\Gamma \underline{X}\|_2^2$  เมื่อ  $\Gamma$  คือ Highpass Operator อย่างเช่นสมการต่อไปนี้

$$\Gamma_{\text{kernel}} = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \text{ (Laplacian Kernel)}$$

ดังนั้น

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N |Y_k, D_k H_k F_k \underline{X}| + \|\Gamma \underline{X}\|_2^2 \right\}$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้ด้วยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\frac{\partial}{\partial \underline{X}} \left\{ \sum_{k=1}^N \|D_k H_k F_k \underline{X} - Y_k\|_1 + \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 \right\} = 0$$

$$\sum_{k=1}^N \left\{ \frac{\partial}{\partial \underline{X}} \|D_k H_k F_k \underline{X} - Y_k\|_1 \right\} + \frac{\partial}{\partial \underline{X}} \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 = 0$$

$$\hat{X}_{n+1} = \hat{X}_n + \beta \cdot \left\{ \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \text{sign}(D_k H_k F_k \hat{X}_n - Y_k) \right) - (\lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \hat{X}_n) \right\} \quad (6)$$

$\hat{X}_0$  : เวกเตอร์เริ่มต้นหรือภาพความละเอียดสูงที่ใช้เริ่มต้นการคำนวณซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะหาได้จากการนำภาพความละเอียดต่ำมาผ่านกระบวนการ interpolation

$\beta$  : ค่า Weight ซึ่งจะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าเล็กพอ (เพื่อความเสถียร)

#### 4.3.2.1.2 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ $L_1$ โดยใช้การ Regularization แบบ BTV

เมื่อนำฟังก์ชัน Regularization แบบ BTV มารวมกับการประมาณค่าแบบ ML แล้วจะได้ต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \|D_k H_k F_k \underline{X} - Y_k\|_1 + \sum_{\substack{l=-P \\ l+m \geq 0}}^P \sum_{m=0}^P \alpha^{|m|+|l|} \|\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X}\|_1 \right\}$$

ฟังก์ชัน Regularization แบบ BTV (Bilateral Total Variance)

$$Y_{BTV}(\underline{X}) = \sum_{l=-P}^P \sum_{m=0}^P \alpha^{|m|+|l|} \|\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X}\|_1 \text{ เมื่อ } l+m \geq 0$$

$P$  : รัศมีของ Neighborhood Pixel ( $P = 1, \dots, 5$ )

$S_x^l$  : การเลื่อนแนวนอนไปจำนวน  $l$  พิกเซลและ  $S_y^m$  : การเลื่อนแนวตั้งไปจำนวน  $m$  พิกเซล

$\alpha$  : Scalar Weight โดย  $0 < \alpha < 1$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนโดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left\{ \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \text{sign}(D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n - \underline{Y}_k) \right) - \left( \sum_{\substack{l=-P \\ l+m=0}}^P \sum_{m=0}^P \alpha^{|m|+|l|} (I - S_x^l S_y^m) \cdot \text{sign}(\hat{\underline{X}} - S_x^l S_y^m \hat{\underline{X}}) \right) \right\}$$

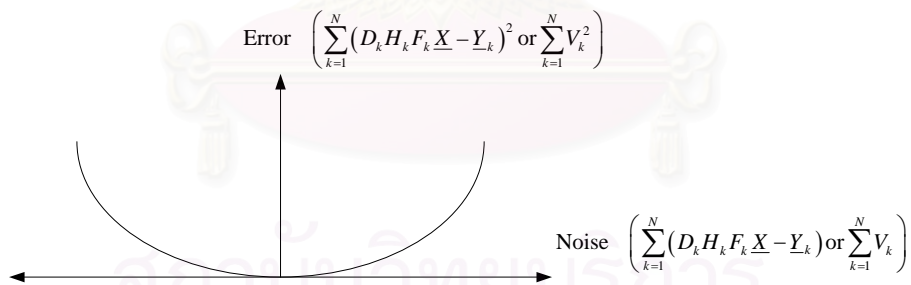
#### 4.3.2.2 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ $L_2$ โดยใช้การ Regularization

การประมาณแบบ  $L_2$  เป็นการประมาณอีกวิธีหนึ่งที่มีการใช้งานอย่างแพร่หลาย เนื่องจากการประมาณแบบ  $L_2$  ค่าเฉลี่ยนรีที่ต่ำกว่าวิธีการประมาณแบบ  $L_1$  และการคำนวณค่าเกรเดียนต์จะมีความซับซ้อนต่ำกว่าวิธีการประมาณแบบ  $L_2$  จะไม่ทนทานต่อสัญญาณรบกวน เราจะสามารถกำหนดปัญหาการสร้างภาพความละเอียดสูงโดยการประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ  $L_2$  ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k)^2 \right\}$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left\{ \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T (\underline{Y}_k - D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n) \right\}$$



ภาพที่ 4 กราฟแสดงความสัมพันธ์ของการประมาณ ML แบบ  $L_2$

#### 4.3.2.2.1 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ $L_2$ โดยใช้การ Regularization แบบ Tikhonov

เราจะสามารถกำหนดปัญหาการสร้างภาพความละเอียดสูงโดยการประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ  $L_2$  โดยใช้การ Regularization ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \|D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k\|_2^2 + \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 \right\}$$



เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned}
 & \frac{\partial}{\partial \underline{X}} \left\{ \sum_{k=1}^N (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k)^2 + \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 \right\} = 0 \\
 & \sum_{k=1}^N \left\{ \frac{\partial}{\partial \underline{X}} (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k)^2 \right\} + \frac{\partial}{\partial \underline{X}} \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 = 0 \\
 & \sum_{k=1}^N \left\{ F_k^T H_k^T D_k^T (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) \right\} + \Gamma^T \cdot \lambda \cdot (\Gamma \underline{X}) = 0 \\
 & \sum_{k=1}^N \left\{ F_k^T H_k^T D_k^T (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) \right\} + \lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma \underline{X}) = 0 \\
 & \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \underline{Y}_k \right) - \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T D_k H_k F_k \right) \underline{X} + \lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \underline{X} = 0 \\
 & \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \underline{Y}_k \right) - \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T D_k H_k F_k \right) + \lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \underline{X} = 0 \\
 & \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \underline{Y}_k \right) - \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T D_k H_k F_k \right) + \lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \underline{X} = 0 \\
 & \quad \quad \quad \mathbf{P} \quad \quad \quad \mathbf{R} \\
 & \hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot (\mathbf{P} - \mathbf{R} \hat{\underline{X}}_n) \\
 & \hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left( \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \underline{Y}_k \right) - \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T D_k H_k F_k \right) + \lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \right) \hat{\underline{X}}_n \\
 & \hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left( \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \underline{Y}_k \right) - \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T D_k H_k F_k \right) + \lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \right) \hat{\underline{X}}_n \\
 & \hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left\{ \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T (\underline{Y}_k - D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n) \right) - (\lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \hat{\underline{X}}_n) \right\}
 \end{aligned}$$

4.3.2.2.2 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ  $L_2$  โดยใช้การ Regularization แบบ BTV

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \|D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k\|_2^2 + \sum_{\substack{l=-P \\ l+m \geq 0}}^P \sum_{m=0}^P \alpha^{|m|+|l|} \|\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X}\|_1 \right\}$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการที่ (9) โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left\{ \left( \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T (\underline{Y}_k - D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n) \right) - \left( \sum_{\substack{l=-P \\ l+m \geq 0}}^P \sum_{m=0}^P \alpha^{|m|+|l|} (I - S_x^l S_y^m) \cdot \text{sign}(\hat{\underline{X}} - S_x^l S_y^m \hat{\underline{X}}) \right) \right\}$$

#### 4.3.2.3 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ Huber Norm โดยใช้การ Regularization แบบ Tikhonov

การประมาณแบบ Huber เป็นเทคนิคการประมาณวิธีหนึ่งที่ถูกออกแบบให้มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนจากงานวิจัยทางด้านการประมาณทางสถิติโดยการประมาณแบบ Huber จะมีลักษณะเหมือนกับการประมาณแบบ L2 สำหรับสัญญาณรบกวนที่มีขนาดไม่มากแต่จะมีลักษณะเหมือนกับการประมาณแบบ L1 เมื่อสัญญาณรบกวนที่มีขนาดสูงดังนั้นฟังก์ชัน Influence ของการประมาณแบบ Huber จะมีลักษณะเป็นค่าขึ้นกับขนาดของสัญญาณรบกวนเมื่อสัญญาณรบกวนมีขนาดไม่มากแต่ฟังก์ชัน Influence ของการประมาณแบบ Huber จะมีลักษณะเป็นค่าคงที่และไม่ขึ้นกับขนาดของสัญญาณรบกวนเมื่อสัญญาณรบกวนมีขนาดมากเราจะสามารถกำหนดปัญหาการสร้างภาพความละเอียดสูงโดยการประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ Huber โดยใช้การ Regularization ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \rho_{HUBER} (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) + \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 \right\}$$

เมื่อ

$$\rho_{HUBER} (x) = \begin{cases} x^2 & ; |x| \leq T \\ T^2 + 2T(|x| - T) & ; |x| > T \end{cases}$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \begin{cases} \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \cdot \rho'_{HUBER} (\underline{Y}_k - D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n) \\ -(\lambda \cdot (\Gamma^T \Gamma) \hat{\underline{X}}_n) \end{cases}$$

$$\rho'_{HUBER} (x) = \begin{cases} 2x & ; |x| \leq T \\ 2T \cdot \text{sign}(x) & ; |x| > T \end{cases}$$

#### 4.4.2.4 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ Lorentzian Norm โดยใช้การ Regularization แบบ Tikhonov

การประมาณแบบ Lorentzian เป็นเทคนิคการประมาณวิธีหนึ่งที่ถูกออกแบบให้มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนจากงานวิจัยทางด้านการประมาณทางสถิติโดยการประมาณแบบ Lorentzian จะมีฟังก์ชัน Influence ขึ้นกับขนาดของสัญญาณรบกวนเมื่อสัญญาณรบกวนมี

ขนาดไม่มากแต่ฟังก์ชัน Influence ของการประมาณแบบ Lorentzian จะมีลักษณะเป็นลดลงจนเกือบมีค่าเป็นศูนย์และไม่ขึ้นกับขนาดของสัญญาณรบกวนเมื่อสัญญาณรบกวนมีขนาดมาก เราจะสามารถกำหนดปัญหาการสร้างภาพความละเอียดสูงโดยการประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ Lorentzian โดยใช้การ Regularization ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \rho_{LOR} (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) + \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 \right\}$$

เมื่อ

$$\rho_{LOR} (x) = \log \left[ 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{x}{T} \right)^2 \right]$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \rho_{LOR} (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) + \lambda \cdot \psi_{LOR} (\Gamma \underline{X}) \right\}$$

เมื่อ

$$\psi_{LOR} (x) = \log \left[ 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{x}{T_g} \right)^2 \right]$$

#### 4.4.2.5 การประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ Tukey Norm โดยใช้การ Regularization แบบ Tikhonov

การประมาณแบบ Tukey Norm เป็นเทคนิคการประมาณวิธีหนึ่งที่ถูกออกแบบให้มีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนจากงานวิจัยทางด้าน การประมาณทางสถิติโดยการประมาณแบบ Tukey จะมีฟังก์ชัน Influence ของการประมาณแบบ Tukey ขึ้นกับขนาดของสัญญาณรบกวนเมื่อสัญญาณรบกวนมีขนาดไม่มากแต่ฟังก์ชัน Influence ของการประมาณแบบ Tukey จะมีลักษณะเป็นลดลงจนเป็นศูนย์และไม่ขึ้นกับขนาดของสัญญาณรบกวนเมื่อสัญญาณรบกวนมีขนาดมาก เราจะสามารถกำหนดปัญหาการสร้างภาพความละเอียดสูงโดยการประมาณ ML (Maximum Likelihood) แบบ Tukey โดยใช้การ Regularization ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\underline{X} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left\{ \sum_{k=1}^N \rho_{TUKEY} (D_k H_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) + \lambda \cdot (\Gamma \underline{X})^2 \right\}$$

เมื่อ

$$\rho_{TUKEY} (x) = \begin{cases} \frac{x^2}{T^2} - \frac{x^4}{T^4} + \frac{x^6}{3T^6} & ; |x| \leq T \\ \frac{1}{3} & ; otherwise \end{cases}$$

เราสามารถคำนวณหาคำตอบของสมการข้างบนได้โดยวิธี Steepest Descent ดังต่อไปนี้

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n + \beta \cdot \left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^N F_k^T H_k^T D_k^T \cdot \rho'_{TUKEY} (\underline{Y}_k - D_k H_k F_k \hat{\underline{X}}_n) \\ -(\lambda \cdot \Gamma^T \cdot \psi'_{TUKEY} (\Gamma \hat{\underline{X}}_n)) \end{array} \right\}$$

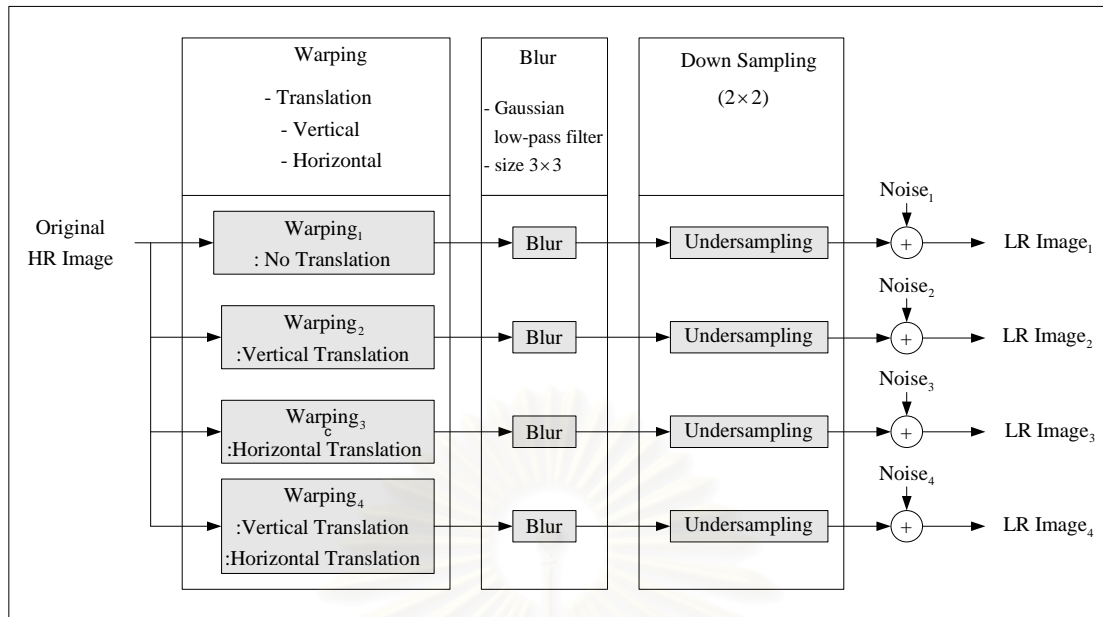
เมื่อ

$$\psi'_{TUKEY}(x) = \begin{cases} x \left[ 1 - \left( \frac{x}{T_g} \right)^2 \right]^2 & ; |x| \leq T_g \\ 0 & ; otherwise \end{cases}$$

#### 4.4.3 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงแบบ SR แบบ ML

เนื้อหาในส่วนนี้จะกล่าวถึงการทดลองและผลการทดลองของอัลกอริทึมการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่งโดยใช้เทคนิคการประมาณที่นำเสนอ (Huber, Lorentzian และ Tukey) โดยใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, Huber-Laplacian Lorentzian-Laplacian และ Tukey-Laplacian ตามลำดับ และการทดลองนี้จะเปรียบเทียบผลการทดลองดังกล่าวกับผลการทดลองของอัลกอริทึมการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่งโดยใช้เทคนิคการประมาณที่ใช้โดยทั่วไป (L1 และ L2)

การทดลองนี้พัฒนาโดยโปรแกรม MATLAB และจะแบ่งภาพออกเป็นบล็อกโดยแต่ละบล็อกจะมีขนาด 8x8 พิกเซล ภาพที่ใช้ในการทดลองนี้คือภาพ Susie (Frame 40) ซึ่งมีขนาด 176x144 พิกเซลและภาพ Lena ขนาด 256x256 พิกเซล การสร้างภาพความละเอียดต่ำเพื่อใช้ในการทดลองนี้จะนำไปดังรูปต่อไปนี้



ภาพที่ 5 โครงสร้างของการสร้างภาพความละเอียดต่ำเพื่อใช้ในการทดลอง

การสร้างภาพความละเอียดต่ำจำนวน 4 ภาพจะเริ่มโดยการนำภาพความละเอียดสูงต้นผ่านกระบวนการ Blur (เพื่อจำลองกระบวนการ Blur ที่เกิดจากฟังก์ชัน PSF ของกล้องบันทึกภาพ) และจึงนำไปลดขนาดภาพ 2x2 แล้วจึงนำสัญญาณรบกวนไปบวกกับภาพความละเอียดต่ำที่สร้างถึงได้จึงกลายเป็นภาพความละเอียดต่ำภาพแรก (LR Image1) การสร้างภาพความละเอียดต่ำภาพที่สองทำได้โดยการนำภาพความละเอียดสูงต้นเลื่อนในแนวตั้งหนึ่งพิเซลแล้วนำไปผ่านกระบวนการ Blur (เพื่อจำลองกระบวนการ Blur ที่เกิดจากฟังก์ชัน PSF ของกล้องบันทึกภาพ) และจึงนำไปลดขนาดภาพ 2x2 แล้วจึงนำสัญญาณรบกวนไปบวกกับภาพความละเอียดต่ำที่สร้างถึงได้จึงกลายเป็นภาพความละเอียดต่ำภาพที่สอง (LR Image2) การสร้างภาพความละเอียดต่ำภาพที่สามทำได้โดยการนำภาพความละเอียดสูงต้นเลื่อนในแนวนอนหนึ่งพิเซลแล้วนำไปผ่านกระบวนการ Blur (เพื่อจำลองกระบวนการ Blur ที่เกิดจากฟังก์ชัน PSF ของกล้องบันทึกภาพ) และจึงนำไปลดขนาดภาพ 2x2 แล้วจึงนำสัญญาณรบกวนไปบวกกับภาพความละเอียดต่ำที่สร้างถึงได้จึงกลายเป็นภาพความละเอียดต่ำภาพที่สาม (LR Image3) การสร้างภาพความละเอียดต่ำภาพที่สองทำได้โดยการนำภาพความละเอียดสูงต้นเลื่อนในแนวตั้งและแนวนอนหนึ่งพิเซลแล้วนำไปผ่านกระบวนการ Blur (เพื่อจำลองกระบวนการ Blur ที่เกิดจากฟังก์ชัน PSF ของกล้องบันทึกภาพ) และจึงนำไปลดขนาดภาพ 2x2 แล้วจึงนำสัญญาณรบกวนไปบวกกับภาพความละเอียดต่ำที่สร้างถึงได้จึงกลายเป็นภาพความละเอียดต่ำภาพที่สี่ (LR Image4)

การกำหนดค่าของตัวแปรต่างๆ ของการทดลองนี้ อย่างเช่นค่า Regularized Parameter, Step Size, Norm Constant จะหาได้จากตัวแปรที่ทำให้ภาพความละเอียดสูงยิ่งที่สร้างขึ้นได้จากการทดลองมีความถูกต้องและมีค่า PSNR สูงสุด ดังนั้นการคำนวณหาตัวแปร



ต่างๆ ในการทดลองนี้จึงต้องคำนวณซ้ำหลายครั้งและมีการกำหนดค่าตัวแปรเหล่านี้เป็นอย่างมาก เพื่อให้มั่นใจได้ว่าค่าของตัวแปรที่ได้จะทำให้ผลการทดลองดังกล่าวมีความถูกต้องมากที่สุด

#### 4.4.3.1 ภาพ Susie (Frame 40)

##### 4.4.3.1.1 กรณีที่ไม่มีสัญญาณรบกวน

ภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังภาพที่ 6(a-1) และภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังภาพที่ 6(a-2) ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV แสดงได้ดังรูปที่ 6(a-3) ถึง 6(a-6) ตามลำดับ

ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 6(a-7) ถึง 6(a-12) ตามลำดับ จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L1 และ L2 ประมาณ 1-3 dB ตามลำดับและภาพที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey ยังมีความคมชัดกว่าภาพที่สร้างขึ้นโดยวิธีการประมาณแบบ L1 และ L2 อีกด้วย

##### 4.4.3.1.2 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท AWGN

การทดลองในส่วนนี้จะกำหนดขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 5 ระดับคือ SNR มีค่าเป็น 25, 22.5, 20, 17.5 และ 15 dB ตามลำดับโดยภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังรูปที่ 6(b-1) ถึง 6(f-1) ตามลำดับและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังรูปที่ 6(b-2) ถึง 6(f-2) ตามลำดับ

สำหรับกรณีนี้ที่สัญญาณรบกวนมีกำลังต่ำหรือค่า SNR มีค่ามาก (SNR มีค่าเป็น 25, 22.5, 20 dB) แล้วการประมาณแบบ L2 จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian เพียงเล็กน้อยโดยการประมาณแบบ L2 และ Huber, Lorentzian ยังคงมี ประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการ ประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการ ประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้าง ขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้าง ขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความ ละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการ ประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้าง ขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดัง รูปที่ 6(b-3) ถึง 6(b-12) สำหรับกรณีที่ SNR=25dB, แสดงได้ดังรูปที่ 6(c-3) ถึง 6(c-12) สำหรับ กรณีที่ SNR=22.5dB และแสดงได้ดังรูปที่ 6(d-3) ถึง 6(d-12) สำหรับกรณีที่ SNR=20dB

สำหรับกรณีนี้ที่สัญญาณรบกวนมีกำลังสูงหรือค่า SNR มีค่าน้อย (SNR มีค่าเป็น 17.5, 15 dB) แล้วการประมาณแบบ Huber, Lorentzian จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณ แบบ L2 และ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการ ประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูง ที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพ ความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ

Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 6(e-3) ถึง 6(e-12) สำหรับกรณีที่ SNR=17.5dB และแสดงได้ดังรูปที่ 6(f-3) ถึง 6(f-12) สำหรับกรณีที่ SNR=15dB

#### 4.4.3.1.3 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท Poisson

ภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังภาพที่ 6(g-1) และภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังภาพที่ 6(g-2) ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV แสดงได้ดังรูปที่ 6(g-3) ถึง 6(g-6) ตามลำดับ

ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 6(g-7) ถึง 6(g-12) ตามลำดับ

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L1 และ L2 ตามลำดับและภาพที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey ยังมีความคมชัดกว่าภาพที่สร้างขึ้นโดยวิธีการประมาณแบบ L1 และ L2 อีกด้วย

#### 4.4.3.1.4 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท Salt&Pepple

การทดลองในส่วนนี้จะกำหนดขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 3 ระดับคือ Density (D) มีค่าเป็น 0.005, 0.010 และ 0.015 dB ตามลำดับโดยภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังรูปที่ 6(h-1) ถึง 6(j-1) ตามลำดับและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังรูปที่ 6(h-2) ถึง 6(j-2) ตามลำดับ

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian, Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L2 และ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการ

ประมาณแบบ L1 และ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 6(h-3) ถึง 6(h-12) สำหรับกรณีที่  $D=0.005$ , แสดงได้ดังรูปที่ 6(i-3) ถึง 6(i-12) สำหรับกรณีที่  $D=0.010$  และแสดงได้ดังรูปที่ 6(j-3) ถึง 6(j-12) สำหรับกรณีที่  $D=0.015$  ตามลำดับ

#### 4.4.3.1.5 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท Speckle

การทดลองในส่วนนี้จะกำหนดขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 3 ระดับคือมีค่าเป็น  $V=0.01$ ,  $V=0.02$  และ  $V=0.03$  dB ตามลำดับโดยภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังรูปที่ 6(k-1) ถึง 6(m-1) ตามลำดับและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังรูปที่ 6(k-2) ถึง 6(m-2) ตามลำดับ

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian, Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L2 และ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 และ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่

สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 6(k-3) ถึง 6(k-12) สำหรับกรณีที่  $V=0.01$ , แสดงได้ดังรูปที่ 6(l-3) ถึง 6(l-12) สำหรับกรณีที่  $V=0.02$  และแสดงได้ดังรูปที่ 6(m-3) ถึง 6(m-12) สำหรับกรณีที่  $V=0.03$  ตามลำดับ



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย





รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie



รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie (ต่อ)



รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie (ต่อ)





รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie (ต่อ)

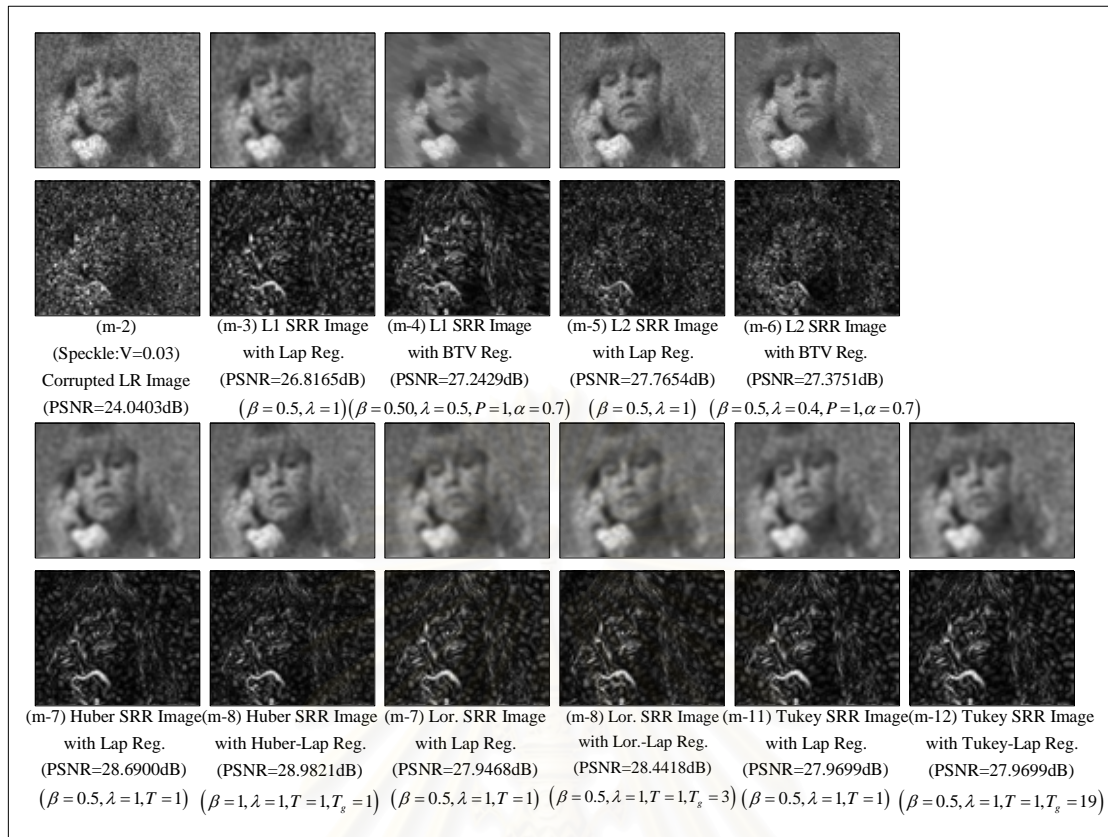


รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie (ต่อ)





รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie (ต่อ)



รูปที่ 6 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Susie (ต่อ)

#### 4.4.3.2 ภาพ Lena

##### 4.4.3.2.1 กรณีที่ไม่มีสัญญาณรบกวน

ภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังภาพที่ 7(a-1) และภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังภาพที่ 7(a-2) ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTv, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTv แสดงได้ดังรูปที่ 7(a-3) ถึง 7(a-6) ตามลำดับ

ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-

Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 7(a-7) ถึง 6(7-12) ตามลำดับ

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L1 และ L2 ประมาณ 1-3 dB ตามลำดับและภาพที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey ยังมีความคมชัดกว่าภาพที่สร้างขึ้นโดยวิธีการประมาณแบบ L1 และ L2 อีกด้วย

#### 4.4.3.2.2 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท AWGN

การทดลองในส่วนนี้จะกำหนดขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 5 ระดับคือ SNR มีค่าเป็น 25, 22.5, 20, 17.5 และ 15 dB ตามลำดับโดยภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังรูปที่ 7(b-1) ถึง 7(f-1) ตามลำดับและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังรูปที่ 7(b-2) ถึง 7(f-2) ตามลำดับ

สำหรับกรณีที่มีสัญญาณรบกวนมีกำลังต่ำหรือค่า SNR มีค่ามาก (SNR มีค่าเป็น 25, 22.5, 20 dB) แล้วการประมาณแบบ L2 จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian เพียงเล็กน้อยโดยการประมาณแบบ L2 และ Huber, Lorentzian ยังคงมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 7(b-3) ถึง 7(b-12) สำหรับกรณีที่ SNR=25dB, แสดงได้ดังรูปที่ 7(c-3) ถึง 7(c-12) สำหรับกรณีที่ SNR=22.5dB และแสดงได้ดังรูปที่ 7(d-3) ถึง 7(d-12) สำหรับกรณีที่ SNR=20dB



สำหรับกรณีนี้ที่สัญญาณรบกวนมีกำลังสูงหรือค่า SNR มีค่าน้อย (SNR มีค่าเป็น 17.5, 15 dB) แล้วการประมาณแบบ Huber, Lorentzian จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L2 และ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 7(e-3) ถึง 7(e-12) สำหรับกรณีที่ SNR=17.5dB และแสดงได้ดังรูปที่ 7(f-3) ถึง 7(f-12) สำหรับกรณีที่ SNR=15dB

#### 4.4.3.2.3 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท Poisson

ภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังภาพที่ 7(g-1) และภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังภาพที่ 7(g-2) ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV แสดงได้ดังรูปที่ 7(g-3) ถึง 7(g-6) ตามลำดับ

ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน

Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 7(g-7) ถึง 7(g-12) ตามลำดับ

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L1 และ L2 ตามลำดับและภาพที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber, Lorentzian และ Tukey ยังมีความคมชัดกว่าภาพที่สร้างขึ้นโดยวิธีการประมาณแบบ L1 และ L2 อีกด้วย

#### 4.4.3.2.4 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท Salt&Pepple

การทดลองในส่วนนี้จะกำหนดขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 3 ระดับคือ Density (D) มีค่าเป็น 0.005, 0.010 และ 0.015 dB ตามลำดับโดยภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังรูปที่ 7(h-1) ถึง 7(j-1) ตามลำดับและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังรูปที่ 7(h-2) ถึง 7(j-2) ตามลำดับ

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian, Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L2 และ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 และ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 7(h-3) ถึง 7(h-12) สำหรับกรณีที่ D=0.005, แสดงได้ดังรูปที่ 7(i-3) ถึง 7(i-12) สำหรับกรณีที่ D=0.010 และแสดงได้ดังรูปที่ 7(j-3) ถึง 7(j-12) สำหรับกรณีที่ D=0.015 ตามลำดับ



#### 4.4.3.2.5 กรณีที่มีสัญญาณรบกวนประเภท Speckle

การทดลองในส่วนนี้จะกำหนดขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 2 ระดับคือมีค่าเป็น  $V=0.03$  และ  $V=0.05$  dB ตามลำดับโดยภาพความละเอียดสูงต้นแบบแสดงได้ดังรูปที่ 7(k-1) ถึง 7(l-1) ตามลำดับและภาพความละเอียดต่ำที่บันทึกได้แสดงได้ดังรูปที่ 7(k-2) ถึง 7(l-2) ตามลำดับ

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการประมาณแบบ Huber, Lorentzian, Tukey จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการประมาณแบบ L2 และ L1 ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 และ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L1 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian และภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ L2 เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ BTV, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Huber เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Huber-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Lorentzian เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Lorentzian-Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Laplacian, ภาพความละเอียดสูงที่สร้างขึ้นโดยการประมาณแบบ Tukey เมื่อใช้ฟังก์ชัน Regularized แบบ Tukey-Laplacian แสดงได้ดังรูปที่ 7(k-3) ถึง 7(l-12) สำหรับกรณีที่  $V=0.03$  และแสดงได้ดังรูปที่ 7(l-3) ถึง 7(l-12) สำหรับกรณีที่  $V=0.05$  ตามลำดับ

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 7 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Lena



รูปที่ 7 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Lena (ต่อ)





รูปที่ 7 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Lena (ต่อ)





รูปที่ 7 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Lena (ต่อ)



รูปที่ 7 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Lena (ต่อ)





รูปที่ 7 ผลการทดลองของการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่ง : ภาพ Lena (ต่อ)

## 5. ส่วนงานที่จะดำเนินการต่อไป

5.1 การพัฒนาอัลกอริทึมของวิธีการที่ใช้ในกระบวนการประมาณค่าเพื่อให้มีความแม่นยำสูงขึ้นและมีความซับซ้อนน้อยลง

- 5.2 การพัฒนาอัลกอริทึมและโปรแกรมของกระบวนการสร้างภาพความละเอียดสูงจากภาพความละเอียดต่ำที่มีความแม่นยำสูง
- 5.3 ค่าตัวแปรต่างๆ ของกระบวนการสร้างภาพความละเอียดสูงยิ่งอย่างเช่นค่า Regularized Parameter, Step Size, Norm Constant จะหาได้จากการทดลองซึ่งต้องใช้เวลาอย่างมาก ดังนั้นการคำนวณหาค่าเหล่านี้แบบ Automatic จึงเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการประยุกต์ใช้งาน
- 5.4 สรุปและรวบรวมขั้นตอนวิธีเพื่อพัฒนางานวิจัย

## 6. ผลผลิตและหรือความสัมฤทธิ์ผลของงานที่ได้ดำเนินการไปแล้ว

- 6.1 การสอบจบวิทยานิพนธ์ระดับปริญญาดุษฎีบัณฑิตกิตติมศักดิ์ จำนวน 1 เรื่อง ได้แก่
- V. Patanavijit, IMAGE SEQUENCE REGISTRATION AND IMAGE ESTIMATION TECHNIQUE FOR SUPER-RESOLUTION RECONSTRUCTION, Doctoral Dissertation, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, 2007.
- 6.2 การเผยแพร่บทความทางวิชาการ
- 6.2.1 Journal
- V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Lorentzian Stochastic Estimation for A Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction with Lorentzian-Tikhonov Regularization, EURASIP Journal on Applied Signal Processing (EURASIP JASP): Special Issue on Super-Resolution Enhancement of Digital Video, Hindawi Publishing Corporation, 2007. (ISI Impact Factor=0.463 according to 2006 Journal Citation Reports released by Thomson Scientific (ISI) in 2007)
- 6.2.2 Conference
1. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Lorentzian Bayesian Approach for Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction with Lorentzian-Tikhonov Regularization (The Best Paper Award), IEEE International Symposium on Communications and Information Technologies 2006 (ISCIT 2006), Bangkok, Thailand, pp. 1-6 (F3A-4), Oct. 2006.



2. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction using a Huber Statistical Estimation Technique, IEEE International Conference on Communications and Networking in China 2006 (CHINACOM 2006), Beijing, China, Oct. 2006.
3. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction using a Bayesian Approach with Lorentzian Norm, Tenth IEEE International Conference on Communication Systems (ICCS 2006), Singapore, Oct. 2006.
4. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Lorentzian Stochastic Estimation for an Robust and Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction, The Annual International Technical Conference of IEEE Region 10 (IEEE TENCON 2006), Wan Chai, Hong Kong, Nov. 2006.
5. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction using a Bayesian Approach with Tukey's Biweight, IEEE International Conference on Signal Processing 2006 (ICSP 2006), Guilin, China, Nov. 2006.
6. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, An Iterative Super-Resolution Reconstruction of Image Sequences using Fast Affine Block-Based Registration with BTV Regularization, IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and System (APCCAS 2006), Singapore, pp. 1746-1749, Dec. 2006.
7. V. Patanavijit and S. Jitapunkul, A Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction using a Huber Bayesian Approach with Huber-Tikhonov Regularization, IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication System (ISPACS 2006), Tottori, Japan, Dec. 2006.

8. V. Patanavijit, P. Sermwuthisarn and S. Jitapunkul, A Robust Iterative Super-Resolution Reconstruction of Image Sequences using a Tukey's Biweight Bayesian Approach with Fast Affine Block-Based Registration, IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME 2007), Beijing, China, July 2007.

9. V. Patanavijit, S. Tae-O-Sot and S. Jitapunkul, A Robust Iterative Super-Resolution Reconstruction of Image Sequences using a Lorentzian Bayesian Approach with Fast Affine Block-Based Registration, IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2007), San Antonio, Texas, USA, Sep. 2007.

10. V. Patanavijit, P. Sanguansat and S. Jitapunkul, A Tukey's Biweight Bayesian Approach for A Robust Iterative SRR of Image Sequences, The Annual International Technical Conference of IEEE Region 10 (IEEE TENCON 2007), Taipei, Taiwan, Nov. 2007.

