ห้องสมุดคณะวิศวกรรมศาสตร์ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การเซ็กเม็นต์และการทำภาพให้บางอย่างขนานโดยแบบจำลองฟัซซี่ฮิดเดนมาร์คอฟ

The Parallel Image Segment and Thinning by Fuzzy-Hidden Markov Model

รศ. ดร. กิตติ ไพฑูรย์วัฒนกิจ ธรรมรัตน์ แต่งตั้ง
Assoc. Prof. Dr. Kitti Paithoonwattanakij Thamarut Theangthang
คณะวิศวกรรมไฟฟ้า ภาพวิชาอิเล็กทรอนิกส์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

ในงานวิจัยฉบับนี้ได้นำเสนอการหาเซ็กเม็นต์และการทำภาพให้บางอย่างขนานด้วยแบบจำลองฟัซซี่ฮิดเดนมาร์คอฟ (Fuzzy-Hidden Markov Model หรือ FHMM) โดยนำภาพที่มีความเข้มระดับสีเทาอยู่ในช่วง [0-255] มาแปลงข้อมูลให้เป็นภาพแบบขาว-ดำ (Binary Image) ด้วยวิธีฟัซซี่เซต ซึ่งใช้หน้าต่าง (Windows) ขนาด 3×3 ของภาพขาว-ดำจะถูกนำไปคำนวณและเทียบกับแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเพื่อคัดแยกกรอบอ้างอิง(Thinning Template)ในการหาโครงของภาพ ผลลัพธ์จากการทดลองกับภาพจริงจะไปเปรียบเทียบกับวิธีของ Hilditch ซึ่งการประเมินประสิทธิภาพด้วยการวัดความบางของลายเส้น (Measure of Convergence to Unit Width หรือ M_t), การวัดการลดทอนข้อมูล (Measure of Computational Cost หรือ M_d), วัดความไวต่อสัญญาณรบกวน (Measure of Boundary Noise Sensitivity หรือ m_e), และเวลาที่ใช้ในการคำนวณในการหาโครงของภาพ (Time :t) ให้การตอบสนองดีกว่าวิธี Hildith

ABSTRACT

This paper proposes a method for parallel image segmentation and thinning with Fuzzy Hidden Markov Model (FHMM). The input image with [0-255] gray levels have transformed into binary image. Then the window of 3×3 is computed and compared with the Hidden Markov Model to extract the thinning template. The experiment results with gray-level images are compared with the conventional Hildith's method. For evaluation of efficicency, the processed images are tested by the measure of

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เลขหมู่ RCH TK 1687 ท 6721
เลขทะเบียน 52103
วัน,เดือน,ปี 30 มี.ค. 2552
ท ma
.b...b1112592.30..
.i.....

convergence to unit width (m_t), the measure of computational cost (m_d), measure of boundary noise sensitivity (m_e), and time computation (t). The results of measure show that the proposed schemes have provided more accurate thinning image than the Hildith methods.

บทนำ

จุดประสงค์ของการหาโครงของภาพคือต้องการที่จะลดทอนขนาดของข้อมูลภาพให้คงอยู่แต่รายละเอียดสำคัญๆ ของภาพเพื่อนำไปเป็นฐานข้อมูลของระบบการจดจำหรือแพทเทิร์น (Pattern Recognition) โดยจะนำไปใช้ในการตัดสินใจกับงานด้านต่างๆ เช่นการจดจำตัวอักษร, จดจำเสียงพูด, หรือจดจำลายเขียน ซึ่งการหาโครงของภาพมีอยู่ด้วยกันหลายวิธีเช่น การใช้คณิตศาสตร์ในการประมวลผล, วิธีการของเส้นรอบรูป (Contour Line), หรือการใช้กรอบอ้างอิง (Thinning Template) สำหรับหาโครงของภาพ สำหรับบทความวิจัยฉบับนี้ได้ทำการศึกษาเพื่อหาโครงของภาพโดยใช้ฟัซซี่เซตและแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ โดยจะนำภาพระดับสีเทา (Gray level Image) ที่มีค่าอยู่ในช่วง 0-255 มาแยกกลุ่มของภาพ (Image Segmentation) แล้วจึงนำภาพที่ได้จากการแยกกลุ่มมาสร้างเป็นภาพขาว-ดำ ส่วนแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟใช้สำหรับหาโครงของภาพ ซึ่งแตกต่างไปจากวิธีที่มีอยู่เดิม โดยอาศัยคุณสมบัติของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟที่สามารถจะจดจำลำดับของเหตุการณ์ (Observation Sequence) ได้มากกว่าหนึ่งลำดับเหตุการณ์ภายในแบบจำลองเดียว ซึ่งลำดับเหตุการณ์ได้มาจากข้อมูลบางส่วนของกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพ จำนวน 8 กรอบอ้างอิง ซึ่งกรอบอ้างอิงที่ได้นำมาจากวิธีการของ Hildith และขั้นตอนในการหาโครงของภาพจะทำเรียนแบบวิธี Hildith แต่ได้มีการเพิ่มเติมและปรับปรุงให้เหมาะสมกับการหาโครงของภาพ

ฟัซซี่เซต

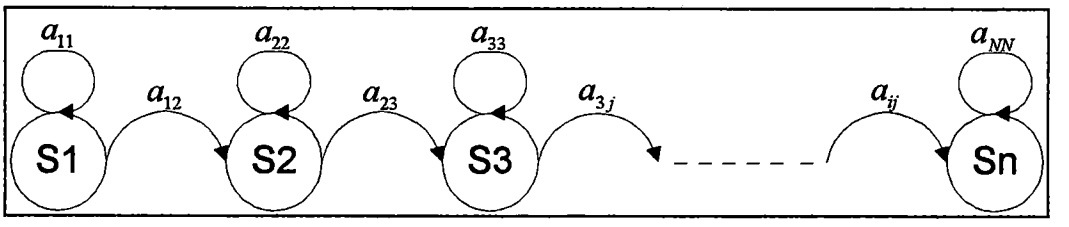
ฟัซซี่เซตเป็นเซตที่แสดงความสัมพันธ์ของสมาชิกภายในกลุ่มของสมาชิกที่กำลังพิจารณาโดยความสัมพันธ์นี้จะถูกแสดงในลักษณะของระดับความเป็นสมาชิกที่มีค่าอยู่ระหว่าง [0, 1] กำหนดให้สมาชิกเป็นเซตของ x_i เมื่อ $i = 1,2,3,\ldots,n$ เราสามารถที่จะหาความสัมพันธ์จาก x_i ไปเป็นระดับความเป็นสมาชิก $\left(\mu(x_i)\right)$ ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) ซึ่งมีด้วยกันหลายฟังก์ชัน ขึ้นกับความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน

แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

เหตุการณ์ต่างๆ ที่เกิดขึ้นตามธรรมชาติเช่นฝนตก, แดดร้อน และอื่นๆ เป็นการเกิดขึ้นซ้ำๆ กันตามฤดูกาลหรือเวลา ถ้าเราเลือกนำเอาลำดับของเหตุการณ์ต่างๆ มาสร้างเป็นแบบจำลองที่มีการเปลี่ยนสเตท (State : S_n) ไปตามเวลา และภายในสเตทจะมีค่าความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ที่ได้กำหนดไว้ภายในสเตจ ซึ่งเมื่อมีการเปลี่ยนสเตจไปตามเวลาเราก็จะได้ลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของค่าความน่าจะเป็นที่ใช้จดจำหรือจำลองเหตุการณ์ดังกล่าว ซึ่งเราเรียกว่าแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟโดยมีส่วนประกอบที่สำคัญและโครงสร้างแบบจำลองดังต่อไปนี้



รูปที่ 1 โครงสร้างของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

จากรูปที่ 1 จะเห็นเฉพาะตัวแปร a_{ij} และจำนวนสเตจเท่านั้น แต่แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟยังมีตัวแปรที่ไม่แสดงให้เห็นจากรูป โดยค่าตัวแปรต่างมีลายละเอียดดังต่อไปนี้

1. N คือจำนวนสเตทภายในแบบจำลอง
2. M คือจำนวนลำดับเหตุการณ์ที่สามารถเป็นไปได้ภายในสเตท
3. $A=\{a_{ij}\}$ คือ Matrix แสดงค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสเตท (Transition State) โดยกำหนดให้ $0 \geq a_{ij} \leq 1$ และ $\sum_{j=1}^{N} a_{ij} = 1$
4. $B=\{b_j(v_k)\}$ คือ Matrix แสดงค่าความน่าจะเป็นของลำดับเหตุการณ์ที่สามารถเป็นไปได้ภายในสเตท
5. $\pi=\{q_i\}$ คือค่าความน่าจะเป็นของสเตทเริ่มต้น โดยกำหนดให้ $\sum_{i=1}^{N} q_i = 1$ จากรูปที่ 1 สเตจเริ่มต้นจะต้องเกิดขึ้นที่สเตจที่ 1 เท่านั้นเป็นผลมาจากโครงสร้างของแบบจำลอง ดังค่าความน่าเป็นที่ได้มีค่าเท่ากับที่สเตจที่ 1 และสเตจที่อื่นๆ มีค่าเท่ากับ 0 ทั้งหมด

จากค่าพารามิเตอร์ทั้งห้าจะพบว่า N และ M เป็นจำนวนของค่าความน่าจะเป็นของตัวแปร A, B, π ส่วนค่าของตัวแปร A, B, π เป็นค่าความน่าจะเป็นที่เป็นดำเนินการของแบบจำลอง ดังนั้นเราสามารถที่จะเขียนส่วนประกอบของแบบจำลองได้ใหม่เป็น $\lambda=(A,B,\pi)$ โดยกำหนดให้ λ เป็นสัญลักษณ์ที่ใช้แทนแบบจำลอง ในการสร้างและทดสอบแบบจำลองเราสามารถทำได้โดยวิธีการ Forward-Backward Procedure, Baum-Welch [1] และ Viterbi Algorithm [2] และการประมวลผลต่างภายในแบบจำลองเราสามารถกระทำได้ 2 แบบโดยแบบแรกถ้ารู้ลำดับการเปลี่ยนแปลงของสเตจตามเวลาแล้วเราก็สามารถที่จะหาโอกาศที่จะเกิดของลำดับเหตุการณ์ แบบที่สองถ้าเรารู้ลำดับเหตุการณ์ที่เปลี่ยไปตามเวลาเราก็สามารถคำนวณหา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าความน่าจะเป็นสูงสุด $P(O|\lambda)$ ที่เกิดลำดับเหตุการณ์เทียบกับแบบจำลองสามารถหาได้จากวิธี Forward Procedure

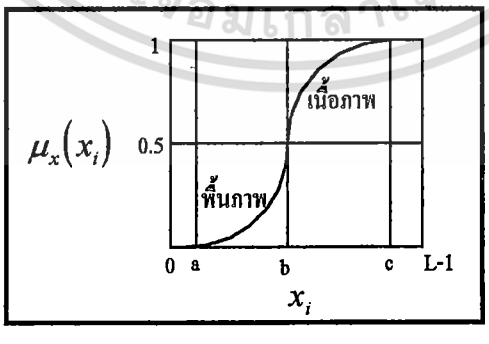
การแยกกลุ่มของภาพโดยฟัซซี่เซต

การแยกกลุ่มของภาพโดยวิธีฟัซซี่เซต ซึ่งเราสามารถกระทำได้โดยการนำภาพระดับสีเทา 0-255 ระดับมาแยกออกเป็นภาพขาว-ดำ เพื่อที่จะนำภาพขาว-ดำไปหาโครงของภาพในขั้นตอนการประมวลผลในส่วนของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ ปัญหาในการแยกกลุ่มของภาพเราต้องการจะหาตำแหน่งของระดับสีเทาของภาพ เพื่อใช้สำหรับแบ่งแยกกลุ่มของภาพออกเป็นส่วนๆ ให้เหมาะสมหรือจุดเทชโฮลด์ (Threshold) [3] ถ้ากลุ่มของภาพมีมากก็จะทำให้มีจุดเทชโฮลด์เท่ากับจำนวนกลุ่มภาพลบหนึ่ง ในงานวิจัยฉบับนี้เราจะนำเอาวิธีการของฟัซซี่เซตมาใช้เป็นตัวตัดสินใจหาจุดเทชโฮลด์โดยการหาที่ละเทชโฮลด์ตามค่าฮิสโตแกรม (Histrogram) โดยแปลงของข้อมูลภาพไปเป็นระดับความเป็นสมาชิกด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก หาได้ตามสมการที่ 1 ซึ่งเป็นสมการของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบ S ฟังก์ชัน

$$\mu_x(x_i)=\begin{cases}0 & ,x_i \le a \\ 2\left[(x_i-a)/(c-a)\right]^2 & ,a \le x_i \le b \\ 1-2\left[(x_i-c)/(c-a)\right]^2 & ,b \le x_i \le c \\ 1 & ,x_i \ge c\end{cases} \quad (1)$$

เมื่อ $b=(a+c)/2 \quad ,b-a=c-b=\Delta b$

โดยที่ x_i เป็นระดับสีเทาของภาพ จากสมการที่ 1 เราสามารถจะเขียนออกมาเป็นรูปกราฟตามรูปที่ 2



รูปที่ 2 แสดงกราฟที่ได้จากสมการที่ 1 ให้ L เป็นค่าระดับสีเทา 0-255 ระดับ

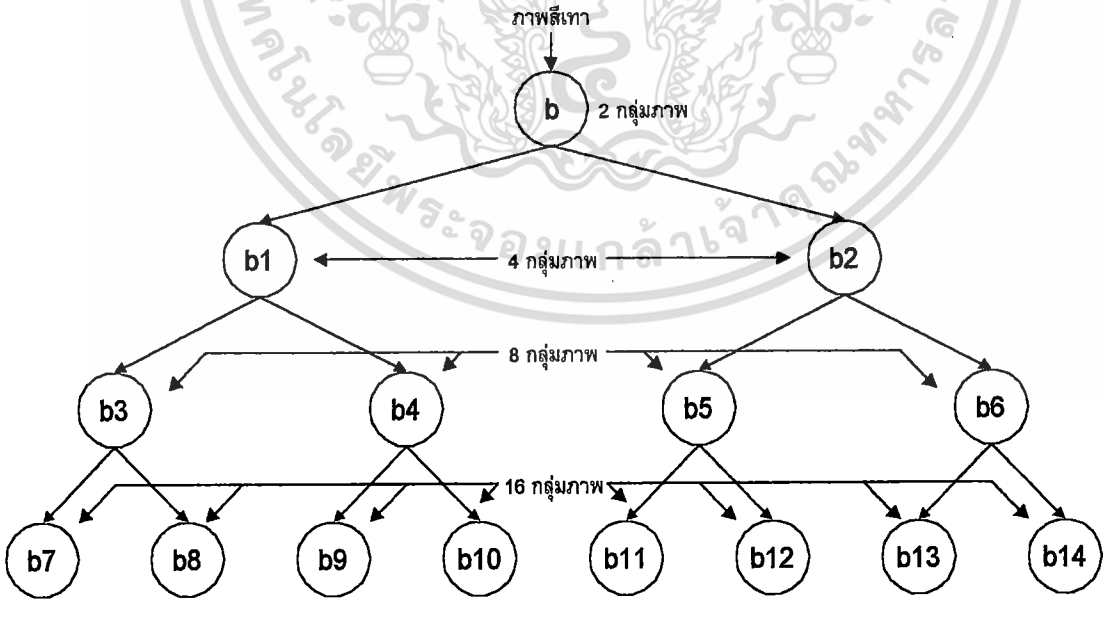
จากรูปที่ 2 จะพบว่าภาพกราฟถูกแบ่งออกเป็นสองส่วนด้วยกันคือส่วนของพื้นภาพมีค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อยู่ระหว่าง [a b] และส่วนของเนื้อภาพมีค่าอยู่ระหว่าง [b c] จากความสัมพันธ์ระหว่างพื้นภาพและเนื้อภาพจะเห็นว่าจุด b เป็นจุดที่ใช้แบ่งภาพออกจากกันดังนั้นจุด b ควรจะเป็นจุดเทชโฮลด์ของภาพ ในการปรับค่าของจุด b ให้เหมาะสมซึ่งเป็นขอบเขตไม่สามารถกำหนดลงไปเป็นที่แน่นอนหรือเรียกว่าค่าความคลุมเครือ ซึ่งเราสามารถหาค่าความคลุมเครือ (Fuzzyness Function) ตามสมการที่ 2

$$H(x)=\left(\frac{1}{n(\ln 2)}\right)\sum_{i=1}^{n}\mu_x(x_i)\ln\mu_x(x_i)+\left(1-\mu_x(x_i)\ln\left(1-\mu_x(x_i)\right)\right) \qquad (2)$$

ค่าความคลุมเครือที่ได้จากการปรับค่า b ตามระดับความเข้มของสีเทาตลอดทั้งภาพ ค่าความคลุมเครือที่มีค่าจากต่ำไปหาสูงสุดและค่าสูงสุดจะเป็นตัวบอกตำแหน่งของค่า b เพื่อใช้ในการแยกกลุ่มของภาพที่อยู่ในช่วง [a c] ซึ่งค่า b ที่ได้จะทำให้เราแบ่งภาพออกเป็น 2 กลุ่มซึ่งภาพที่ได้จะเป็นภาพขาว-ดำ ถ้าเราต้องการแบ่งกลุ่มของภาพให้มีค่ามากกว่า 2 กลุ่มก็สามารถทำได้โดยนำค่า b ที่ได้มากำหนดช่วงใหม่อีก 2 ช่วงคือ [a b] และ [b c] แล้วนำกลับไปคำนวณในขั้นตอนเดิมทั้ง 2 ช่วง ซึ่งจะทำให้เราได้ค่า b1 (จุดเทชโฮลด์ ของช่วง [a b]) และ b2 (จุดเทชโฮลด์ ของช่วง [b c]) ค่าที่ได้จะนำมาแบ่งกลุ่มภาพได้อีก 4 กลุ่ม ดังนั้นจำนวนกลุ่มภาพที่ได้จะขึ้นอยู่กับจำนวนชั้นของการคำนวณ กลุ่มภาพที่ได้จากรูปที่ 3 จะมีค่าเท่ากับ 16 กลุ่มภาพ หรือเท่ากับ จำนวนกลุ่มภาพ = 2^n เมื่อ n คือจำนวนชั้นของการคำนวณ



รูปที่ 3 การหาจุดเทชโฮลด์สำหรับแยกกลุ่มภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการหยุดการแยกกลุ่มภาพในที่นี้เราจะนำเอาค่า Entropy [4] มาใช้ในการตัดสินใจ โดยจะนำเอาค่า Entropy รวมตลอดทั้งภาพ (E_t) และค่า Entropy ที่เกิดขึ้นในแต่ละช่วงของภาพเทียบกับจุดภาพรวมทั้งหมดของภาพ (E_n) โดยนำมาหาอัตราส่วนของ E_n/E_t ถ้าผลลัพธ์ของอัตราส่วนที่ได้มีค่าน้อยกว่า 30% ของทุกชั้นการคำนวณจะกำหนดให้ค่า b = 0 ในช่วงและชั้นที่กำลังคำนวณดังกล่าวหรือไม่สามารถแยกกลุ่มภาพได้ ซึ่งจะส่งผลให้ชั้นและช่วงการคำนวณที่สัมพันธ์กันไม่สามารถจะแบ่งกลุ่มภาพได้อีกต่อไป ค่า Entropy สามารถหาได้จากสมการที่ 3

$$E = -\sum_{i=MIN}^{MAX} P_i \log(P_i) \tag{3}$$

P_i = ความน่าจะเป็นของระดับสีเทาของภาพ

การหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ

จากขั้นตอนที่แล้วจะเป็นการแยกกลุ่มภาพออกเพื่อที่จะนำมาหาโครงของภาพซึ่งภาพที่ได้ในแต่ละกลุ่มจะนำไปทำเป็นภาพขาว-ดำ ขั้นตอนต่อไปการจะสร้างแบบจำลองฮิเดนมาร์คอฟตามวิธีการของ Hildith [5] ซึ่งวิธีการของ Hildith จะแบ่งขั้นตอนในการหาโครงของภาพอยู่ 4 ขั้นตอน แต่ละขั้นตอนจะพิจารณาจาก Matrix ภาพขนาด 3×3 เป็นการพิจารณาจุดแวดล้อมจุดภาพที่ต้องการจะจำกัด โดยมีขั้นตอนและ Matrix ภาพตามรูปที่ 4

$$\begin{bmatrix} o_1 & o_2 & o_3 \\ o_8 & \times & o_4 \\ o_7 & o_6 & o_5 \end{bmatrix}$$

รูปที่ 4 กำหนดให้ o_i แทนจุดภาพขาว-ดำที่แวดล้อมจุด $\times$ ที่พิจารณาจะจำกัด

1. $2 \geq \sum_{i=1}^{8} o_i \geq 6$ หรือ $2 \geq R(o) \geq 6$ (4.1)
2. $S(o) = 1$ (4.2)
3. $o_2 \cdot o_4 \cdot o_6 = 0$ $\quad 3'.\ o_4 \cdot o_6 \cdot o_8 = 0$ (4.3)
4. $o_4 \cdot o_2 \cdot o_8 = 0$ $\quad 4'.\ o_2 \cdot o_8 \cdot o_6 = 0$ (4.4)

จากเงื่อนไขที่ 1 เป็นการกำหนดผลรวมจุดภาพแวดล้อมจุด $\times$ ให้มีค่าอยู่ในช่วง [2 6] เงื่อนไขที่ 2 เป็นการกำหนดผลรวมของการเปลี่ยนระดับจาก 0 ไปเป็น 1 ได้เพียง 1 ครั้ง เงื่อนไขที่ 3 และ 4 เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ของจุดภาพที่อยู่ข้างเคียงจุด $\times$ สำหรับการลบจุดภาพ วิธีการของ Hildith เป็นแบบ Sequential ชนิด Raster Scanning แต่จะมีกฎคล้ายกับวิธีตามหนังสือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของ Rafael C. Gonzalez [6] ซึ่งเป็นการหาโครงของภาพแบบ Sequential ชนิด Contour Pixel เพียงแต่เพิ่มกฎข้อที่ 3′ และ 4′ เข้าไปเท่านั้น โดยแบ่งการหาโครงของภาพออกเป็น 2 ขั้นตอน ซึ่งจะพิจารณาที่ละด้านโดยประมวลผลสลับกันระหว่าง 3,4 และ 3′,4′ นอกจากนี้กฎที่มีอยู่ยังตรงกับวิธี Fast Parallel Thining [7] ดังนั้นจึงพบจะสรุปได้ว่าจากกฎทั้ง 6 ข้อข้างต้นสามารถที่หาโครงของได้ทั้งแบบ Sequential (Contour Pixel, Raster Scanning) และแบบ Parallel (2-Subcyle) จากกฎข้อ 3 และ 4 หรือ 3′ และ 4′ ถ้าเราพิจารณาผลลัพธ์ของกฎให้มีค่าเท่ากับ 1 แทนที่จะมีค่าเท่ากับ 0 จะทำให้เราได้ Matrix ภาพขนาด 3×3 จำนวน 4 Matrix ตามรูปที่ 5

$$\underset{T_1}{\begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ * & 1 & * \end{bmatrix}} \quad \underset{T_2}{\begin{bmatrix} * & 0 & * \\ 1 & 1 & 1 \\ * & 1 & * \end{bmatrix}} \quad \underset{T_3}{\begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 1 & * \end{bmatrix}} \quad \underset{T_4}{\begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 1 & 1 & 1 \\ * & 0 & * \end{bmatrix}}$$

รูปที่ 5 กฎข้อที่ 3,4,3′,4′ ที่มีผลลัพธ์เท่ากับ 1 และ * มีค่าเป็น 0 หรือ 1

ถ้าเราพิจารณาจากรูปที่ 5 จะตรงกับกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพ [8] การหาโครงของภาพตามกรอบนี้จะหาได้ดีเฉพาะในแกนแนวตั้งและแกนแนวนอน ส่วนจุดภาพที่อยู่ในแนวแกน 45^0 หรือมุมอื่นๆ ไม่สามารถหาผลของโครงของภาพจได้ดีเท่าที่ควร ดังนั้นเราจะเพิ่มกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพอีก 4 กรอบอ้างอิง เพื่อทำให้สามารถหาโครงของภาพในแนว 45^0 ตามรูปที่ 6

$$\underset{T_5}{\begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix}} \quad \underset{T_6}{\begin{bmatrix} 0 & 0 & * \\ 0 & 1 & 1 \\ * & 1 & * \end{bmatrix}} \quad \underset{T_7}{\begin{bmatrix} * & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 1 & * \end{bmatrix}} \quad \underset{T_8}{\begin{bmatrix} * & 1 & * \\ 1 & 1 & 0 \\ * & 0 & 0 \end{bmatrix}}$$

รูปที่ 6 แสดงกรอบอ้างอิงในแนว 45^0 และมุมอื่นๆ

จากกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพทั้ง 8 จะเห็นว่ามีการเปลี่ยนระดับจาก 0 ไปเป็น 1 ได้มากกว่า 1 ครั้งซึ่งต่างจากกฎข้อ 2 ของ Hildith หรือวิธีอื่นๆ ที่ได้กล่าวมาข้างต้น ดังนั้นเราจะต้องกำหนดเงื่อนไขของกฎข้อที่ 2 เสียใหม่ โดยแบ่งกฎออกเป็น 2 ส่วนคือ $S(o)=1$ สำหรับกรอบอ้างอิงที่ T^1,T^2,T^3,T^4 และ $S(o)=2$ สำหรับกรอบอ้างอิง T^5,T^6,T^7,T^8 จากวิธีการของ Hildith เราจะจำกัดจุดภาพจากกฎข้อที่ 1,2,3,4 ก่อนแล้วถึงจะมาทำตามกฎ 1,2,3′,4′ ตามลำดับ ดังนั้นเราจะต้องมีการแบ่งกรอบอ้างอิงสำหรับหาโครงของภาพออกเป็น 2 ส่วนๆ

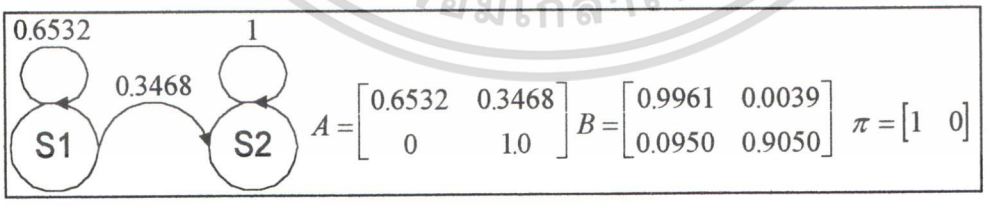
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนแรกจะเป็นไปตามกฎข้อที่ 3,4 คือกรอบอ้างอิงที่ T^1, T^2 และกรอบอ้างอิงในแนว 45^0 และมุมอื่นๆ คือกรอบอ้างอิงที่ T^5, T^6 เช่นเดียวกันกับกฎที่ $3', 4'$ ก็จะเป็นกรอบอ้างอิงที่ T^3, T^4, T^7, T^8

ขั้นตอนต่อไปเราจะสร้างแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเพื่อนำไปหาโครงของภาพ จากกรอบอ้างอิงทั้ง 8 กรอบ โดยจะนำจุดภาพในกรอบอ้างอิงมาสร้างเป็นลำดับเหตุการณ์ ก่อนที่จะนำไปหาค่าตัวแปร (A, B, π) ซึ่งการจัดเรียงจะเรียงกันไปตามเข็มนาฬิกา ดังต่อไปนี้

ลำดับเหตุการณ์ที่ 1 เท่ากับ $O^1 = (o_2, o_4, o_6, o_7, o_8)$ จากกรอบอ้างอิงที่ 1
ลำดับเหตุการณ์ที่ 2 เท่ากับ $O^2 = (o_4, o_6, o_8, o_1, o_2)$ จากกรอบอ้างอิงที่ 2
ลำดับเหตุการณ์ที่ 3 เท่ากับ $O^3 = (o_6, o_8, o_2, o_3, o_4)$ จากกรอบอ้างอิงที่ 3
ลำดับเหตุการณ์ที่ 4 เท่ากับ $O^4 = (o_8, o_2, o_4, o_5, o_6)$ จากกรอบอ้างอิงที่ 4

จากลำดับเหตุการณ์ที่จัดเรียงไว้ถ้าเราแทนค่าด้วยตัวเลขตามค่าของแต่ละกรอบอ้างอิงลงไปในตำแหน่งต่างๆ ตามลำดับ จะพบว่าทั้ง 4 ลำดับเหตุการณ์ที่จัดเรียงไว้แล้ว จะมีลำดับตัวเลขเหมือนกันอยู่ 3 ชุดคือ $(1,1,0,0,0), (1,1,1,0,0), (1,1,1,1,0)$ ซึ่งชุดแรกจะเป็นของกรอบอ้างอิง $T^5 - T^8$ และชุดที่ 2, 3 จะเป็นของกรอบอ้างอิง $T^1 - T^4$ จากลำดับเหตุการณ์ทั้ง 4 จะนำไปใช้สอนแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเพื่อหาตัวแปร (A, B, π) แบบจำที่สร้างขึ้นมาจะมีจำนวนสเตจเท่ากับ 2 เนื่องจากมีการเปลี่ยนแปลงจากเหตุการณ์ 1 ไปเป็น 0 เพียง 1 ครั้ง และค่าความน่าจะของเหตุการณ์มีอยู่ 2 ค่าตามค่า 0 กับ 1 จากลำดับตัวเลขทั้ง 3 ชุด จะถูกสร้างอยู่ภายในแบบจำลองเดียวกันเนื่องจาก7คุณสมบัติของแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟสามารถที่จะจดจำเหตุการณ์ต่างๆ ได้มากกว่า 1 ลำดับเหตุการ์ขึ้นไปแต่ลำดับเหตุการณ์ดังกล่าวจะต้องมีลักษณะที่สอดคล้องกันจึงจะนำมารวมไว้ในแบบจำลองเดียวกันได้ [9] โครงสร้างของแบบจำและตัวแปรต่างๆ แสดงตามรูปที่ 7

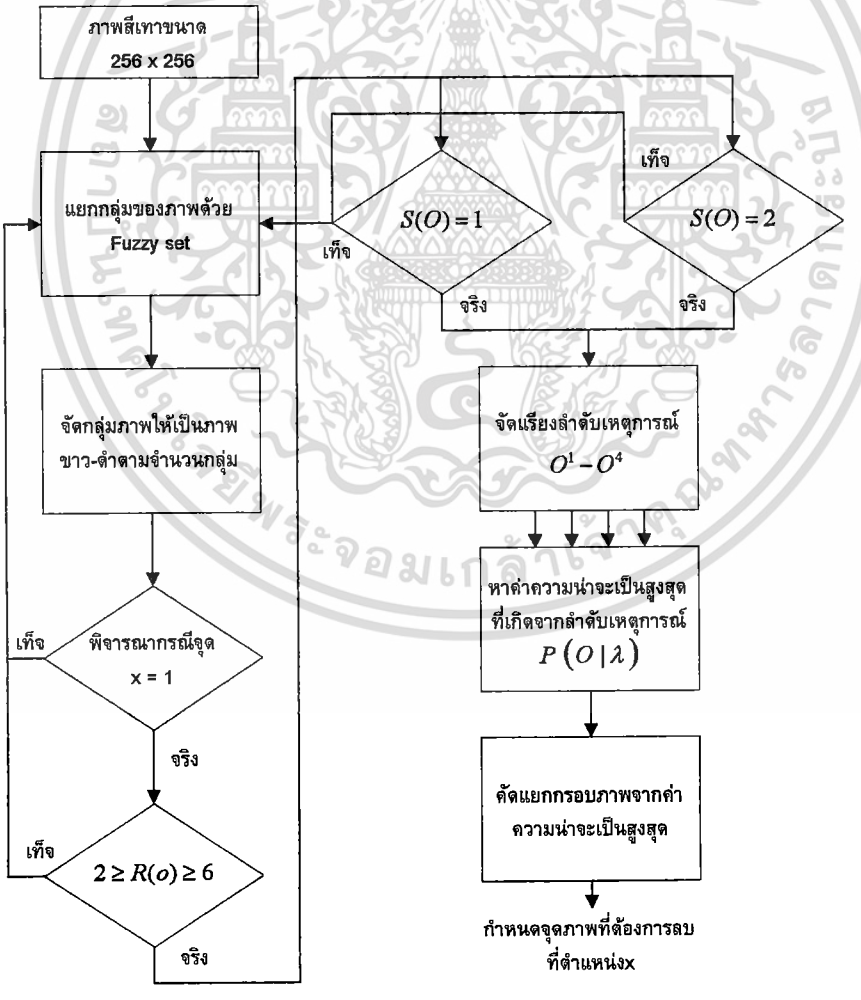


รูปที่ 7 แสดงแบบจำลองและตัวแปรต่างๆ ที่ใช้หาโครงของภาพ

แบบจำลองที่ใช้หาโครงของภาพเป็นชนิด Simple Left-Right Model ขนาด 2 สเตจ ซึ่งขั้นตอนในการหาโครงของภาพแสดงตามรูปที่ 8 ในส่วนแรกเราจะนำภาพระดับสีเทาขนาด 256×256 นำมาแยกกลุ่มภาพด้วยวิธีการฟัซซี่เซตที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น ผลลัพธ์ของกลุ่มภาพที่ได้จะถูกแยกออกเป็นกลุ่มต่างๆ ตามระดับสีของกลุ่มภาพ ซึ่งไม่ใช้ภาพขาว-ดำในกรณีที่มีกลุ่มภาพมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กว่าสองกลุ่มภาพดังนั้นเราจะทำการแยกส่วนของเนื้อของภาพออกจากส่วนของพื้นของภาพ เพื่อที่จะทำให้ภาพที่ได้ออกมาเป็นภาพขาว-ดำ เมื่อได้ภาพออกมาเป็นภาพขาว-ดำแล้ว เราจะนำส่วนของภาพออกมาหาโครงของภาพด้วยขนาดกรอบภาพ 3×3 โดยจะกำหนดเงื่อนไขขึ้นมา 1 เงื่อนไขคือให้ตำแหน่งที่ $\times=1$ เพื่อให้การประมวลผลเภาพเฉพาะในส่วนของเนื้อภาพเท่านั้นจะได้เป็นการประหยัดเวลาในการคำนวณและเราจะทำเช่นเดียวกันในวิธี Hildith เพื่อจะได้มีความเท่าเทียมกันในการวัดประสิทธิภาพ ในขั้นตอนต่อมาเราจะทำตามกฎของ Hildith ข้อที่ 1 หรือ $2\le\sum_{i=1}^{8}o_i\le6$ แต่ในกฎข้อที่ 2 ได้ทำการปรับปรุง ในกรณีที่ $S(o)=1$ เราจะเลือกเข้าไปทำตามกรอบอ้างอิง T^1,T^2 หรือ T^3,T^4 ในการประมวลผลรอบต่อไป และในกรณีที่ $S(o)=2$ เราเลือกเข้าไปทำตามกรอบอ้างอิง T^5,T^6 หรือ T^7,T^8 จากผลของ $S(o)=2$ และกฎที่ได้กำหนดไว้จะตรงกับการหาโครงของภาพตามวิธี "A Comment on A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns [10]" ในการประมวลผลรอบต่อไป จากกฎทั้ง 2 ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไขดังกล่าวให้กลับไปรับส่วนของภาพเข้ามาใหม่ ถ้าเป็นไปตามเงื่อนไขเราจะนำส่วน



รูปที่ 8 แสดงขั้นตอนการหาโครงของภาพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของภาพขนาด 3×3 ไปจัดเรียงลำดับเหตุการณ์จำนวน 4 ลำดับ เพื่อนำไปคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นสูงสุดของลำดับเหตุการณ์เทียบกับแบบจำลอง โดยค่าความน่าจะเป็นที่ได้จะเป็นตัวบอกให้เราทราบว่ากรอบอ้างอิงที่ได้อยู่ในกรอบ T^1,T^2,T^5,T^6 หรือไม่ ถ้าเราสามารถที่จะระบุบกรอบอ้างอิงลงไปได้ เราก็จะทำการกำหนดตำแหน่งในการลบจุดภาพ เราจะคำนวณเช่นเดียวกันไปตลอดทั้งภาพแล้วจึงจะนำตำแหน่งที่ได้มาทำการลบจุดภาพ ต่อจากนั้นเราจะกระทำเช่นเดียวกันแต่จะอยู่ในส่วนของกรอบอ้างอิง T^3,T^4,T^7,T^8 โดยเราจะทำสลับกันไปจนกระทั่งไม่สามารถที่จะลบจุดภาพใดๆ ได้อีกหรือเหลือแต่งโครงของภาพ ผลการทดลองที่ได้จะแสดงออกเป็น 2 ส่วน คือรูปที่ 9 จะเป็นส่วนของภาพทั่วๆ ไปที่แยกกลุ่มภาพโดยวิธีการฟัซซี่เพื่อแสดงให้เห็นความสามารถในการแยกกลุ่มของภาพของวิธีการนี้ และรูปที่ 10 จะเป็นภาพที่ถูกจำลองขึ้นมาโดยจะผ่านขั้นตอนการแยกกลุ่มภาพแล้วจึงนำไปหาโครงของภาพ

สรุปผลการทดลอง

จากการทดลองหากลุ่มของภาพด้วยวิธีฟัซซี่เซตและการหาโครงของภาพด้วยแบบจำลองฮิตเดนมาร์คอฟคอมพิวเตอร์ ที่เราใช้ในการประมวลผลเป็นรุ่น 486 DX5-133 หน่วยความจำ (Ram) ขนาด 12 Mb ซึ่งเวลาที่ใช้ในการคำนวณหากลุ่มของภาพจากรูปที่ 9 และจำนวนกลุ่มภาพ แสดงตามตารางที่ 1. โดยภาพหมวด ก. เป็นรูปที่ใช้ประมวลผลและ ข. เป็นของผลลัพธ์ที่ได้

ส่วนในการหาโครงของภาพเราจะพิจารณาเทียบกับวิธี Hildith ที่ได้เพิ่มกฎของที่ 3' และ 4' เข้าไป โดยเราจะประเมินประสิทธิภาพ [11] ของโครงของภาพด้วยวิธีการวัดความบางของโครงภาพ (M_t), ซึ่งค่าของ M_t จะต้องมีค่าอยู่ระหว่าง [0 1] ถ้าค่าความบางของลายเส้นมีประสิทธิภาพสูงจะต้องมีค่าเข้าใกล้ 1 และการวัดประสิทธิภาพการลดทอนข้อมูล (M_d), ซึ่งค่าของ M_d จะต้องมีค่าอยู่ระหว่าง [0 1] โดยถ้าค่าการลดทอนของข้อมูลมีประสิทธิภาพสูงจะต้องมีค่าเข้าใกล้ 1 การวัดหาผลตอบสนองของสัญญาณรบกวนที่ขอบภาพ (M_e) โดยกำหนดให้มีสัญญาณเกิดขึ้นที่ขอบภาพจำนวน 20 จุด หรือ K = 20 ซึ่งค่าของ M_e จะต้องมีค่าอยู่ระหว่าง [0 1] ถ้าค่าความไวของผลตอบสนองต่อสัญญาณรบกวนสูงจะมีค่าของ M_c มีค่ามากเข้าใกล้ 1 และเวลาที่ใช้ในการหาโครงภาพ (t) โดยเราจะนำมาเฉพาะส่วนการหาโครงของภาพเท่านั้นในการนำมาหาประสิทธิภาพต่างๆ ภาพที่ใช้ในการประมวลผลจะจำลองขึ้นมาเพื่อให้สามารถที่จะแยกกลุ่มของภาพได้อย่างชัดเจน ตามรูปที่ 10 และการวัดประสิทธิภาพต่างๆ ที่เปรียบเทียบกันระหว่างวิธี Hildith และ วิธีของแบบจำลองฮิเดนมาร์คอฟแสดงตามตารางที่ 2.1 และ 2.2

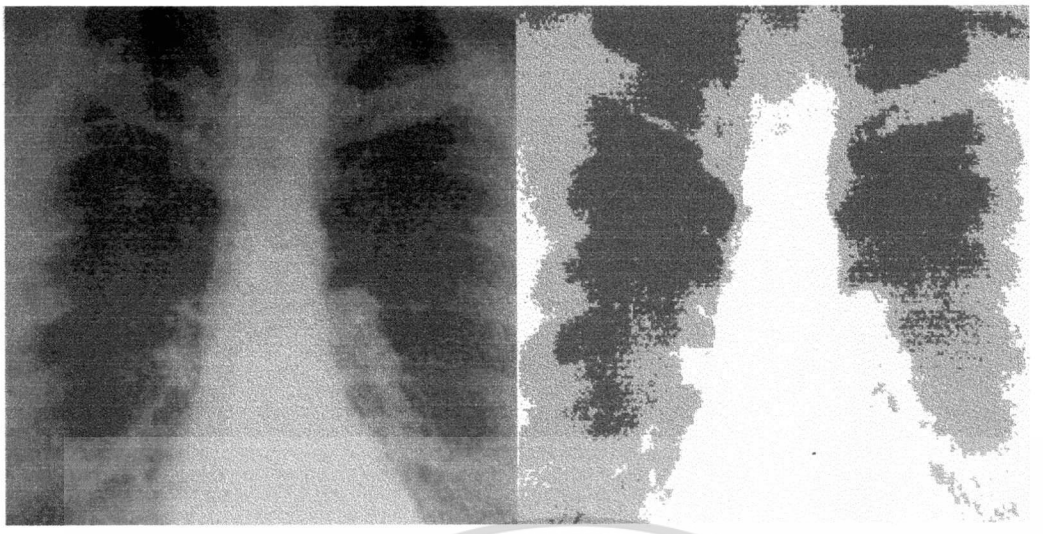
เนื่องจากกฎที่นำมาใช้ในการหาโครงของภาพในงานวิจัยฉบับนี้สามารถหาโครงของภาพได้ทั้งวิธี Sequential (Contour Pixel, Raster Scanning) และ Parllel (2-Subcycle) ดังแบบจำลองที่สร้างขึ้นก็มีความสามารถหาโครงของภาพได้ทั้งสองแบบเช่นกันแล้วแต่ความต้องการของผู้ใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

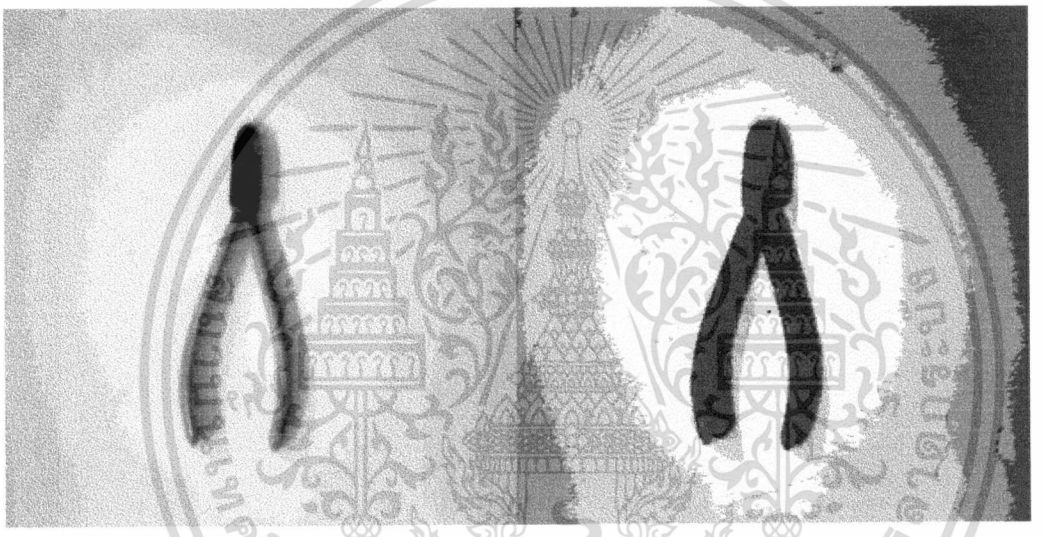
เอกสารอ้างอิง

1. Lawrence R. Rabiner, "A Turtorial on Hidden Markov Models and Selected Application in Speech Recognition," Proceeding IEEE, Vol. 77, No. 2, pp. 257-286, February 1989.
2. G. David forney, JR, "The Viterbi Algorithm," Proceeding IEEE, Vol. 61, No. 3, March 1973.
3. Ronald R. Yager, Lotfi A. Zadah, An Introduction to Fuzzy Logic Appications in Interligent System, Kluwer Academic, 1992.
4. A. D. Brink, "Thresholding of Digital Image Using Two Dimensional Entropies," Pattern Recognition, Vol. 25, No. 8, pp. 803-808, December 1992.
5. Nabil Jean Naccache and Rajjan Shinghal, "An Inverstigation Into The Skeletonization Approach of Hilditch," Pattern Recognition, Vol. 17, No. 3, pp 279-254, August 1983.
6. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
7. T. Y. Zhang, C.Y. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," Communication of the ACM, Vol. 27, No. 3, pp. 236-239, March 1984.
8. A. Datta and S.K. Parun, "A Robust Parallel Thinning for Binary Image," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 9, pp. 1181-1192, April 1944.
9. Oscar E. Agazzi and Shyh-Shiaw Kuo, "Hidden Markov Based Optical Charaacter Recognition in the Presence of Deterministic Transformations," Pattern Reconition, Vol. 26, No. 12, pp. 1813-1826, July 1993.
10. H.E.Lu and P.S.P.Wang. "A Comment on A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," Com. ACM. Vol. 29, No. 3, pp. 239-242, Mar 1986.
11. Ben K. Jang and Roland T. Chin, "One-Parallel Thinning Analysis Properties and Quantitative Evaluation," IEEE Trans. Patt. Anal., Machine Interll., Vol. 14, No. 11, November 1992.

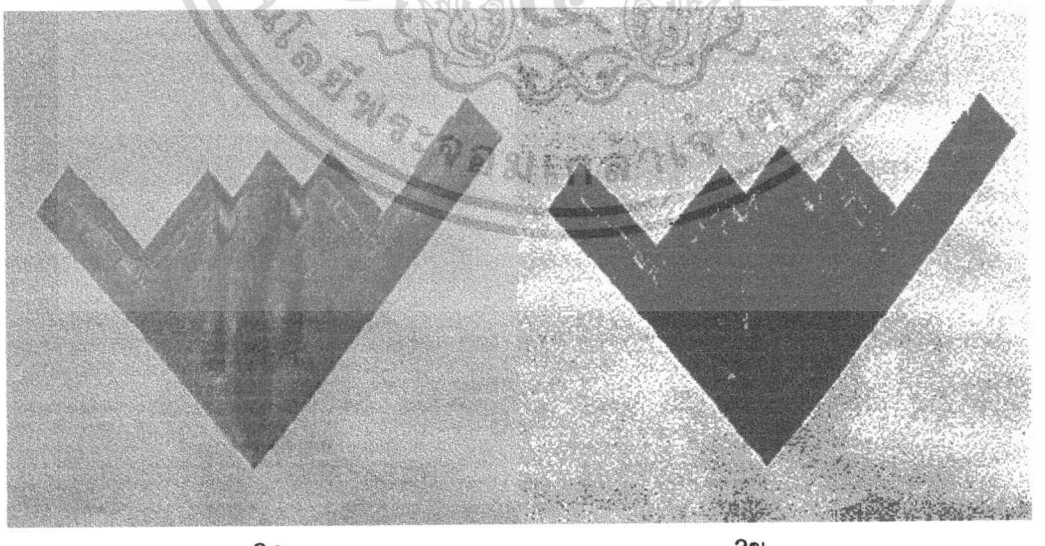
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



1ก. 1ข.



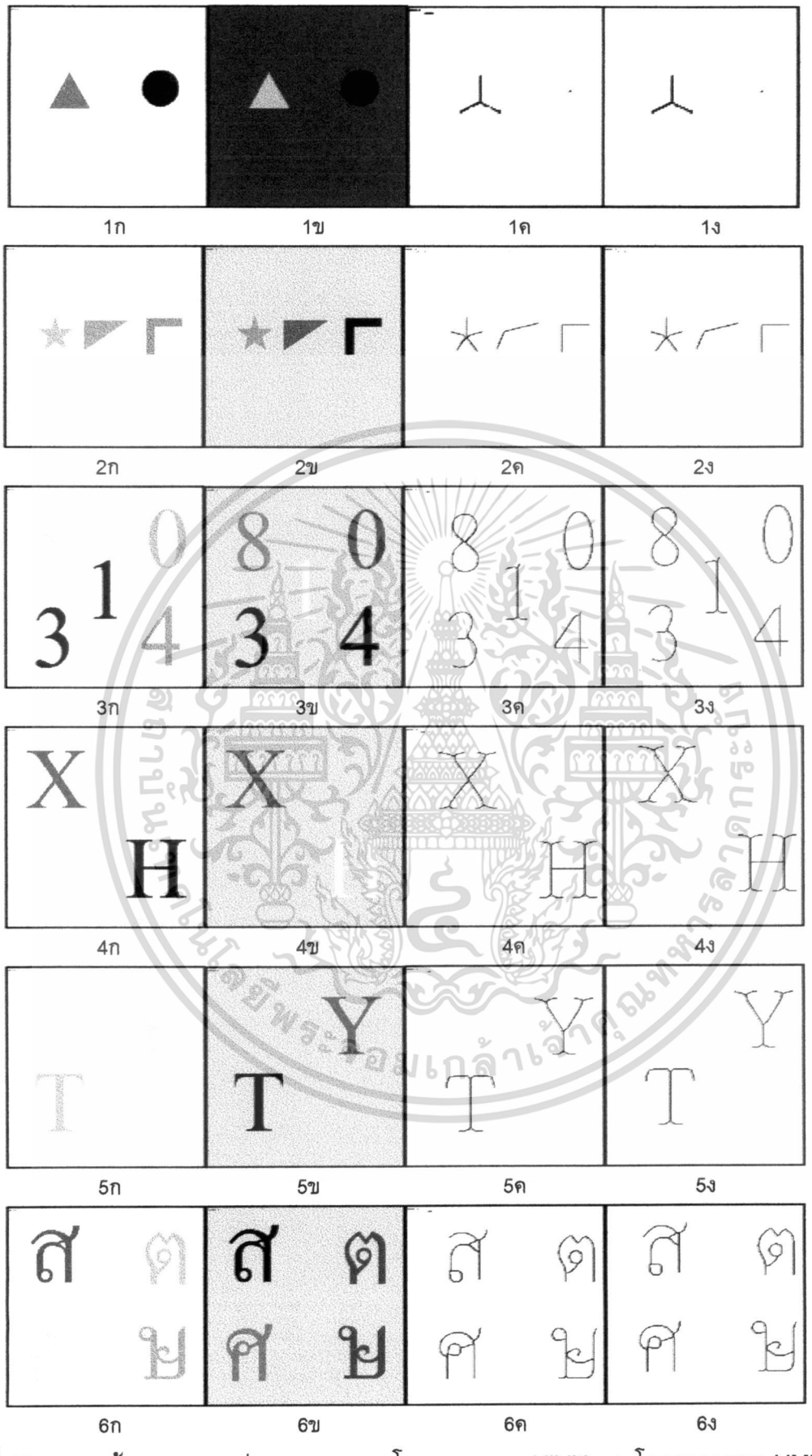
2ก. 2ข.



3ก. 3ข.

รูปที่ 9 ก.ภาพต้นแบบ, ข.ภาพที่ได้จากแยกกลุ่มด้วยฟัซซี่เซต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 10 ก.ภาพต้นแบบ, ข. กลุ่มของภาพ, ค. โครงของภาพ Hildith, ง. โครงของภาพ HMM

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพ	เวลา (วินาที)	กลุ่มของภาพ
1ข	1.0	3
2ข	2.0	4
3ข	1.0	3

ตารางที่ 1 เวลามาใช้แยกกลุ่มด้วยฟัซซี่เซต

ภาพ	n(จำนวนรอบ)	t (วินาที)	M_t	M_d	M_e k=20
1 ค	30	11.0	1.0	0.03210	1.0
2ค	22	12.0	0.9962	0.04104	0.0
3ค	8	4.0	0.9953	0.10638	0.0071
4ค	8	4.0	0.9983	0.10478	0.0136
5ค	8	4.0	1.0	0.10507	0.3544
6ค	8	4.0	0.9970	0.10584	0.003984

ตารางที่ 2.1 แสดงค่าประสิทธิภาพต่างๆ ของการหาโครงของภาพด้วยวิธี Hildith

ภาพ	n(จำนวนรอบ)	t (วินาที)	M_t	M_d	M_e k=20
1ง	30	9.0	1.0	0.03216	0.0
2ง	22	7.0	1.0	0.04137	0.00810
3ง	8	4.0	1.0	0.10832	0.00800
4ง	8	4.0	1.0	0.10622	0.00370
5ง	8	4.0	1.0	0.10603	0.00532
6ง	8	4.0	1.0	0.10712	0.0

ตารางที่ 2.2 แสดงค่าประสิทธิภาพต่างๆ ของการหาโครงของภาพด้วยวิธีแบบจำลองฮิเดนมาร์คอฟ

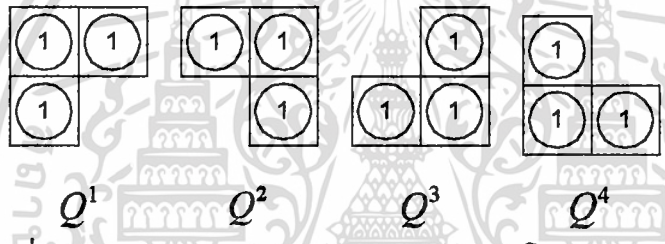
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

การประเมินประสิทธิภาพของวิธีการหาโครงของภาพมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี ในงานวิจัยฉบับนี้ที่ได้ทำการประเมินประสิทธิภาพไว้ 3 วิธีด้วยกันคือ วัดความบางของลายเส้น (m_t), วัดการลดทอนข้อมูล (m_d) และวัดความไวต่อสัญญาณรบกวนบริเวณขอบภาพ (m_c)

วัดความบางของลายเส้น

วิธีวัดความบางของลายเส้นสามารถทำได้โดยใช่แม่แบบตรวจความบางตามรูปที่ 1 โดยการตรวจนับจุดที่มีความหนามากกว่า 1 จุดทั้ง 4 ทิศทางถ้าจุดภาพตรงกับแม่แบบจะนำผลรวมที่เกิดแม่แบบไปเปรียบเทียบกับจำนวนจุดภาพทั้งหมด จากสมการที่ 1 เมื่อค่า m_t มีค่าเข้าใกล้ 1 มากแสดงว่าโครงของภาพส่วนใหญ่มีความบางเพียง 1 จุดภาพซึ่งเป็นโครงภาพที่ดีใกล้เคียงกับอุดมคตินั่นเอง



รูปที่ 1 แม่แบบสำหรับตรวจสอบความบางของโครงของภาพ

$$m_t = 1 - \frac{Area\left[\bigcup_{1\le k\le 4} S_M Q^k\right]}{Area[S_M]} \qquad (1)$$

S_M คือโครงของภาพ

Q^K คือจุดภาพที่ตรงกับแม่แบบ

$Area[]$ คือตัวดำเนินการนับจุดภาพ

$Area\left[\bigcup_{1\le k\le 4} S_M Q^k\right]$ คือจำนวนจุดภาพที่ตรงกับแม่แบบ

$Area[S_M]$ คือจำนวนจุดภาพทั้งหมดของโครงของภาพ

วัดการลดทอนข้อมูล

วัดการลดทอนข้อมูลหาได้โดยการเปรียบเทียบจำนวนจุดภาพที่ถูกลบทิ้งไปกับจำนวนรอบการทำงานของอัลกอริทึมซึ่งหาได้จากสมการที่ 2 ค่าการลดทอนที่ได้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 กับ 1 อัลกอริทึมใดที่มีค่า m_d เข้าใกล้ 1 แสดงว่ามีขีดความสามารถในการลดทอนจุดภาพสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$m_d = \min\left[1, \frac{Area[S] - Area[S_M]}{n * Area[S]}\right] \quad (2)$$

n คือจำนวนรอบการทำงานของอัลกอริทึม

$Area[S]$ คือจำนวนจุดภาพของภาพต้นแบบ

วัดความไวต่อสัญญาณรบกวนบริเวณขอบภาพ

เป็นการวัดความสามารถของอัลกอริทึมของภาพต้นแบบมีสัญญาณรบกวนที่บริเวณขอบของภาพแล้วจะทำให้ผลลัพธ์ของโครงของภาพที่ได้มีการคลาดเคลื่อนมากน้อยอย่างไร ซึ่งค่า m_e จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 กับ 1 อัลกอริทึมที่ไวต่อจุดภาพรบกวนมากจะมีค่า m_e เข้าใกล้ 1 แสดงว่าโครงภาพมีความคลาดเคลื่อนสูง และการวัดความไวต่อสัญญาณรบกวนบริเวณของภาพหาได้ตามสมการที่ 3

$$m_e = \min\left[1, \frac{Area[S_M / S''_M] + Area[S''_M / S_M]}{Area[S_M]}\right] \quad (3)$$

เมื่อ $Area[S_M / S''_M] = \left|Area[S_M] - Area[S''_M]\right|$

$Area[S''_M / S_M] = \left|Area[S''_M] - Area[S_M]\right|$

$Area[S_M]$ คือจำนวนจุดของโครงของภาพต้นแบบที่ปราศจากจุดรบกวน

$Area[S''_M]$ คือจำนวนจุดของโครงของภาพต้นแบบที่มีจุดรบกวน

$Area[S_M / S''_M]$ คือผลต่างของจำนวนจุดโครงของภาพที่ปราศจากจุดรบกวนกับจำนวนจุดโครงของภาพที่มีจุดรบกวน

$Area[S''_M / S_M]$ คือผลต่างของจำนวนจุดโครงของภาพที่มีจุดรบกวนกับจำนวนจุดโครงของภาพที่ปราศจากจุดรบกวน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้