

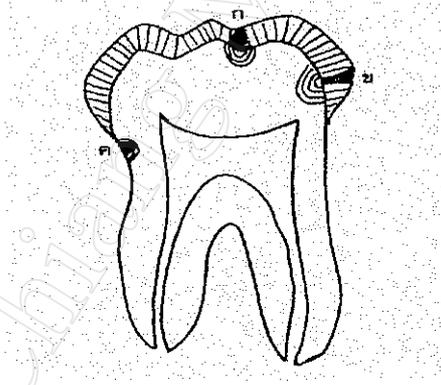
บทที่ 2

ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์แผ่นฟิล์มเอ็กซเรย์เพื่อตรวจหารอยฟันผุ โดยใช้วิธีแบบที่ปรับรูปได้ ในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาและรวบรวมเอกสาร ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง นำเสนอตามลำดับดังนี้

2.1 รอยผุของฟัน

รอยผุของฟันจะปรากฏเป็นเงาโปร่งรังสี(เงาดำ) บนตัวฟัน โดยมีขอบเรียบไม่ชัดเจน รอยผุเกิดจากการละลายของแคลเซียมและจะปรากฏในภาพเอ็กซเรย์ได้ก็ต่อเมื่อ การละลายนั้นมีมากพอที่จะทำให้เห็นการเปลี่ยนแปลงในความดำ ขาวของภาพเอ็กซเรย์ ความชัดเจนของรอยผุจะขึ้นอยู่กับอัตราส่วนระหว่างขนาดของรอยผุ และเนื้อฟันปกติที่รังสีเอ็กซเรย์ผ่าน กล่าวคือ ถ้าอัตราส่วนมากจะเห็นรอยผุชัดเจน(ดำมาก) ถ้าอัตราส่วนน้อยจะเห็นรอยผุไม่ค่อยชัดเจน (ดำน้อย) ลักษณะรอยผุของฟันบริเวณต่างๆ บนฟัน แสดงดังรูปที่ 2.1



รูป 2.1 ลักษณะรอยผุบริเวณต่างๆ บนฟัน ก. รอยผุที่เคลือบฟันด้านบน(สบฟัน)
ข. รอยผุที่เคลือบฟันด้านข้าง ค. รอยผุที่เคลือบรากฟันด้านข้าง

ในงานวิจัยนี้เพื่อให้สะดวกต่อการวิเคราะห์ลักษณะของรอยผุต่างๆ ได้แบ่งรอยผุตามตำแหน่งที่เกิดขึ้นกับฟัน เป็น รอยผุที่ตัวฟัน และรอยผุที่รากฟัน ดังนี้

2.1.1 รอยผุที่ตัวฟัน แบ่งตามบริเวณที่เกิดรอยผุดังนี้

- รอยผุบนเคลือบฟัน (Enamel Caries)
- รอยผุในเนื้อฟัน (Dentinal Caries)

2.1.2 รอยผุที่รากฟัน แบ่งตามบริเวณที่เกิดรอยผุดังนี้

- รอยผุที่เคลือบรากฟันด้านซ้าย
- รอยผุที่เคลือบรากฟันด้านขวา
- รอยผุที่ปลายรากฟันด้านซ้าย
- รอยผุที่ปลายรากฟันด้านขวา

รอยผุแต่ละตำแหน่งที่กล่าวมาแล้ว ใน ข้อ 2.1.1 และข้อ 2.1.2 แบ่งความรุนแรงออกเป็น 3 ระดับ ดังนี้

- ระดับที่ 3 รุนแรงมาก
- ระดับที่ 2 รุนแรงปานกลาง
- ระดับที่ 1 รุนแรงน้อย

โดยที่ความรุนแรงแต่ละระดับวัดได้ด้วยการหาอัตราส่วน ค่าเฉลี่ยความเข้มสีของรอยผุแต่ละตำแหน่งของฟัน ต่อ ค่าเฉลี่ยความเข้มสีของฟันปกติ กล่าวคือ อัตราส่วนน้อยมีความรุนแรงมาก และถ้าอัตราส่วนมากมีความรุนแรงน้อย ซึ่งหาได้ดังนี้

$$Average = \frac{Color_{Caries}}{Color_{Normal}} \quad (1)$$

เมื่อ

$Color_{Caries}$ คือ ค่าเฉลี่ยความเข้มสีของรอยผุแต่ละตำแหน่งของฟัน :

$$Color_{Caries} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Color_i \quad (2)$$

$Color_i$ คือ ความเข้มของสีพิกเซลที่ i ภายในรอยผุ

N คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดภายในรอยผุ

$Color_{Normal}$ คือค่าเฉลี่ยความเข้มสีของพิกเซล :

$$Color_{Normal} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M Color_j \quad (3)$$

$Color_j$ คือ ความเข้มของสีพิกเซลที่ j ภายในพิกเซล

M คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดภายในพิกเซล

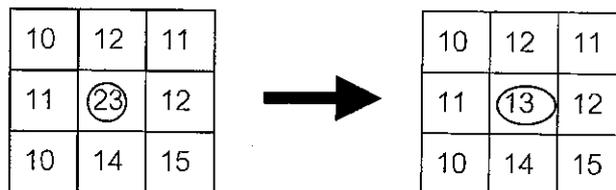
2.2 ทฤษฎีการประมวลผลภาพ

2.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน

Real space smoothing method

เป็นวิธีการประมวลผลที่กระทำโดยตรงกับอาร์เรย์ของพิกเซลอินพุต ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายและสะดวกในการคำนวณ [7] ทำได้โดยการหาค่าเฉลี่ยของพิกเซลในบริเวณข้างเคียง ซึ่งแต่ละพิกเซลจะถูกแทนด้วยค่าเฉลี่ยของพิกเซลต่างๆ ที่อยู่บริเวณข้างเคียงมัน วิธีการคำนวณนั้นใช้ หน้ากากขนาด 3X3 พิกเซล ไปทับลงบนพิกเซลที่เลือกขึ้นมา โดยให้พิกเซลที่เลือกอยู่ตรงจุดกลางของหน้ากาก เริ่มการคำนวณที่พิกเซลที่อยู่มุมบนด้านซ้ายมือ แล้วเลื่อนหน้ากากไปทางขวา และลงล่าง ทำซ้ำไปเรื่อยๆ จนกว่าจะครอบคลุมทั้งภาพ สำหรับกรณีของพิกเซลที่อยู่ตรงขอบภาพบริเวณของหน้ากากที่ไม่ได้ทับกับพิกเซลของภาพจะแทนพิกเซลเหล่านั้นด้วย '0'

กรณีตัวอย่างง่าย ๆ พิจารณากลุ่มของพิกเซลขนาด 3X3 มีจุดศูนย์กลางอยู่ที่พิกเซลที่ให้มา (23) และแทนค่าของพิกเซลตรงกลางด้วย ค่าน้ำหนักเฉลี่ยของพิกเซลทั้ง 9 นี้ จากรูปที่ 2.2 พิกเซลตรงกลางจะถูกแทนด้วยค่าเท่ากับ 13 (ค่าจำนวนเต็มที่ใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยมากที่สุด) ซึ่งหาได้จาก : $(10+12+11+11+23+12+10+14+15)/9 = 13.1$ ค่าตัวเลขแต่ละตัว คือระดับความเข้มของสีแต่ละพิกเซล



รูป 2.2 การหาค่าเฉลี่ยในบริเวณข้างเคียง

ถ้าพิกเซลใดพิกเซลหนึ่งในบริเวณข้างเคียง มีค่าที่มีขอบพร่องเนื่องจากสัญญาณรบกวน ขอบพร่องนี้จะถูกลบออกทั้งหมดด้วยพิกเซล 9 พิกเซล ซึ่งจะทำได้ภาพที่เรียบขึ้น

2.2.2 การหาขอบ และแกรเดียนต์ของภาพ

การหาขอบภาพใช้วิธีการหาขอบของ Canny [4] เพราะว่าวิธีการนี้จะให้ข้อมูลขอบ ทั้ง ขนาด และทิศทางของแกรเดียนต์ ของทุกๆ พิกเซลขอบในภาพ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นที่ 1. Convolution ภาพ g เข้ากับ Gaussian (G):

$$I = G * g \quad (4)$$

โดยที่ Gaussian กำหนดดังนี้

$$G(i, j) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp-(i^2 + j^2)/2\sigma^2 \quad (5)$$

เมื่อ i และ j คือ จุดกึ่งกลางของ G ซึ่งเป็นหน้ากอกขนาด 3×3

σ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Gaussian มีค่าเท่ากับ 2

* แทน Convolution

ขั้นที่ 2. หาดำแหน่ง และ คำนวณขนาดของขอบภาพ (ค่าแกรเดียนต์) แต่ละพิกเซล ในภาพ I ซึ่งหาได้จาก :

$$\nabla I(i, j) = (\nabla I_x(i, j), \nabla I_y(i, j)) \quad (6)$$

เมื่อ ∇I_x และ ∇I_y เป็นแกรเดียนต์ของภาพ I ตามทิศทาง x และ y ตามลำดับ ในการหาค่า แกรเดียนต์ ∇I_x และ ∇I_y จะใช้หน้ากอกขนาด 3×3 [8] ดังแสดงในรูปที่ 2.3

$$\nabla I_x = (Z_7 + 2Z_8 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_2 + Z_3) \quad (7)$$

$$\nabla I_y = (Z_3 + 2Z_6 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_4 + Z_7) \quad (8)$$

Z_1	Z_2	Z_3
Z_4	Z_5	Z_6
Z_7	Z_8	Z_9

$Z =$ ระดับสีของภาพ

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

∇I_x

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

∇I_y

รูป 2.3 หน้ากาก 3X3 ที่ใช้หา ∇I_x และ ∇I_y ที่จุดกลาง(Z_5)

ขั้นที่ 3. ประมาณทิศทางขอบของแต่ละพิกเซลในภาพ (ทิศทางแกรเดียนต์) :

$$a_{\nabla I} = \frac{\nabla I(i, j)}{\|\nabla I(i, j)\|} \quad (9)$$

โดยที่

$$\|\nabla I(i, j)\| = \sqrt{\nabla I_x^2(i, j) + \nabla I_y^2(i, j)} \quad (10)$$

2.2.3 การแบ่งออกเป็นส่วน

การแบ่งออกเป็นส่วน คือ การดึงข้อมูล และแทนข้อมูลจากภาพ เพื่อจัดกลุ่มของพิกเซลที่มีลักษณะเหมือนกันเข้าด้วยกันเป็นแถบ

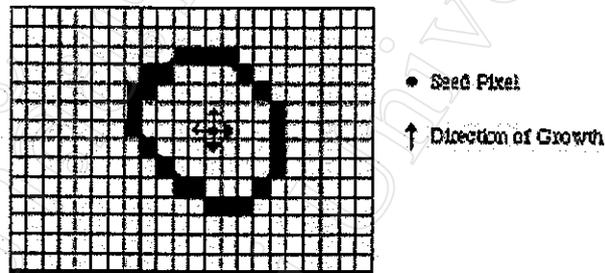
ก. การขยายแถบ

เป็นวิธีการขยายแถบให้มีบริเวณกว้างออกไป ซึ่งมีวิธีการดังต่อไปนี้

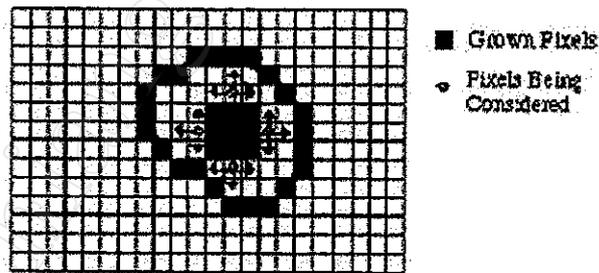
- กลุ่มเริ่มต้นของพื้นที่เล็กๆ จะถูกรวมเข้าด้วยกันซ้ำๆ ให้สัมพันธ์กับข้อจำกัดความเหมือนกัน
- เริ่มต้นโดยการเลือกพิกเซลขึ้นมาหนึ่งพิกเซล ที่เรียกว่า Seed pixel และ

เปรียบเทียบมันกับพิกเซลข้างเคียง ดังแสดงในรูปที่ 2.4

- แถบจะขยายออกจากพิกเซลที่เลือกขึ้นมา โดยการรวมเข้ากับพิกเซลในบริเวณข้างเคียงที่มีลักษณะคล้ายกัน ซึ่งเป็นการเพิ่มขนาดของแถบ ดังแสดงในรูปที่ 2.5
- เมื่อการขยายของแถบหนึ่งแถบสิ้นสุดลง เราจะเลือกพิกเซลอื่นซึ่งไม่ได้อยู่ในแถบก่อนหน้านี้ขึ้นมา และเริ่มต้นกระบวนการใหม่อีกครั้งหนึ่ง
- ขบวนการทั้งหมดจะทำอย่างต่อเนื่อง จนกว่าพิกเซลทั้งหมดจะอยู่ในแถบใดแถบหนึ่ง



รูป 2.4 พิกเซลเริ่มต้นของการขยายแถบ



รูป 2.5 แถบหลังจากที่ขยายออก

2.3 แบบที่ปรับรูปได้ (Deformable Template)

แบบที่ปรับรูปได้ คือ พารามิเตอร์ของแบบ ที่เอากแบบมาเพื่อแทนรูปร่างของวัตถุ และใช้ใน ขบวนการแยกชนิดของวัตถุต่างๆ เพื่อให้แบบเหมาะสมกับวัตถุ แบบควรจะสามารถยืดหยุ่นได้พอ เพื่อเปลี่ยนรูปร่าง ขนาด และการหมุน ของวัตถุ [5] แบบที่ปรับรูปได้นี้ประกอบด้วย

3 ส่วน คือ

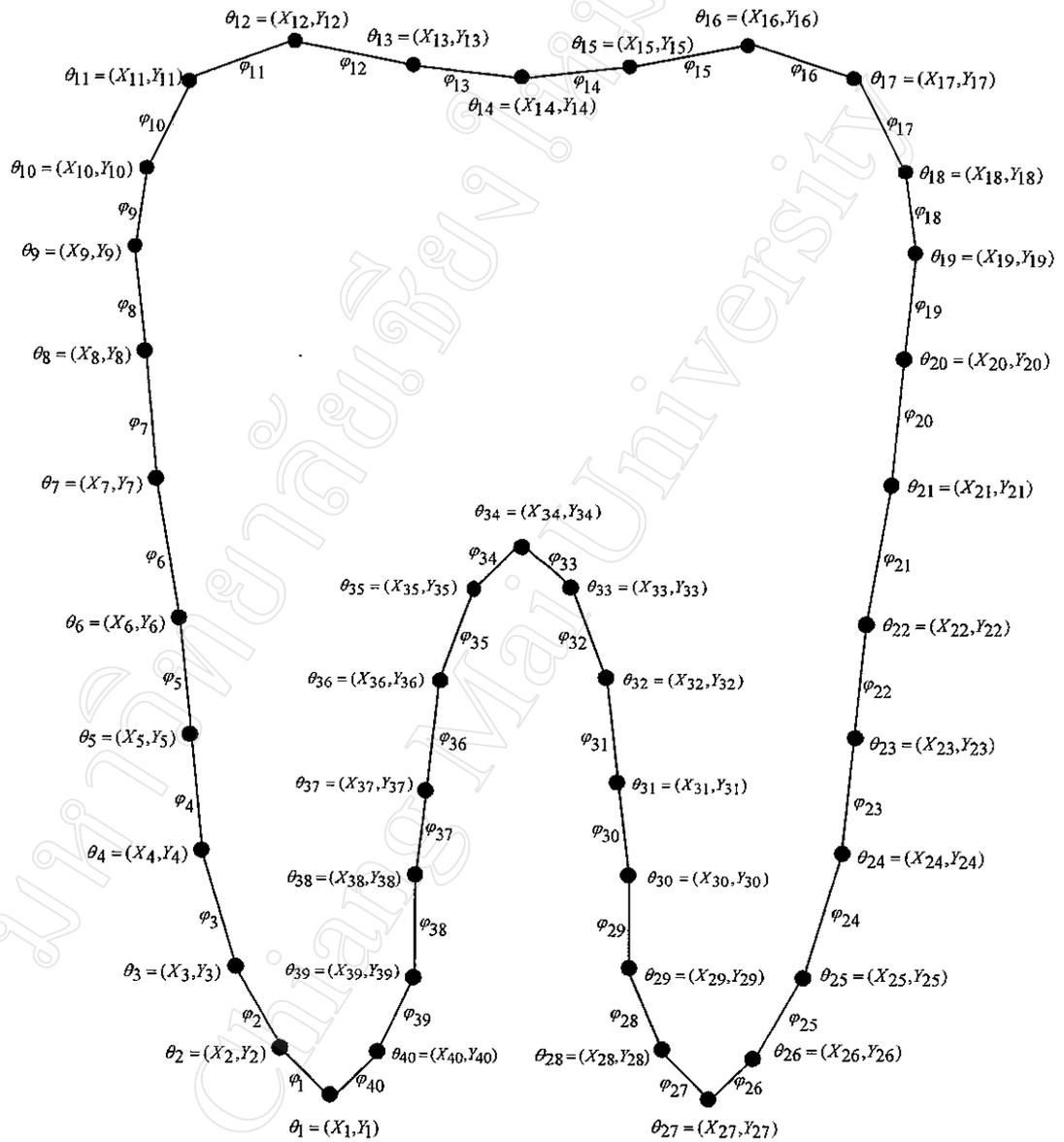
ส่วนที่ 1. ต้นแบบ $T(\Theta)$ กำหนดจากกลุ่มของ พารามิเตอร์ $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_N)$ ที่ สามารถเปลี่ยนแปลงค่าได้ ซึ่งเป็นต้นแบบของวัตถุต่าง ๆ ที่ปรากฏอยู่ในภาพ I

ส่วนที่ 2. Prior probability density function $p(\Theta)$ ซึ่งกำหนดว่า การเปลี่ยนไป ของต้นแบบ เหมือนกับอะไรที่ปรากฏอยู่ในภาพ I

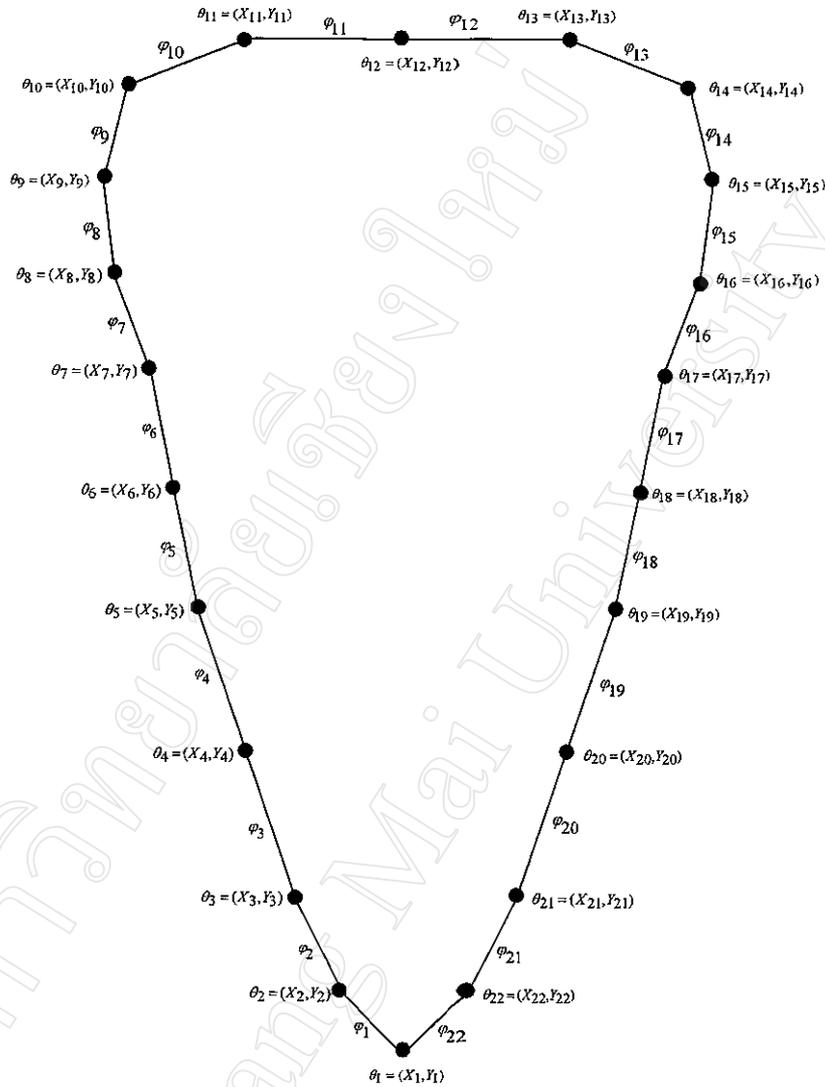
ส่วนที่ 3. Likelihood probability density function $p(I|\Theta)$ ซึ่งแสดงให้เห็นถึง ความแตกต่างระหว่าง การเปลี่ยนไปของ ต้นแบบ กับวัตถุจริงในภาพ เข้าใกล้กันมากแค่ไหน

ก. ต้นแบบของพื้น

ต้นแบบของพื้น แบ่งเป็น 2 แบบ คือ แบบ รากพื้นคู่ และรากพื้นเดี่ยว โดยการ กำหนดเป็นรูปปิด ที่มีจุดต่อของเส้นตรง N จุด ดังนี้ $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_N)$ ดังแสดงในรูปที่ 2.6 และ รูปที่ 2.7 เมื่อ $\theta_i = (X_i, Y_i)$ และ X_i, Y_i คือจุดพิกัดของ θ_i , จุด (θ_i, θ_{i+1}) ต้องต่อเนื่องกัน, φ_i คือ ส่วนของเส้นที่เป็นขอบของต้นแบบ และ $i = 1, \dots, N$, โดยที่ φ_i เชื่อมระหว่าง $\theta_i \rightarrow \theta_{i+1}$ และ φ_N เชื่อมระหว่าง $\theta_N \rightarrow \theta_1$ ต้นแบบสามารถปรับรูปไปได้โดยการเปลี่ยนแปลงค่าของ พารามิเตอร์ Θ



รูป 2.6 ต้นแบบของพื้น แบบรากพื้นคู่



รูป 2.7 ต้นแบบของพื้น แบบรากลพื้นเดี่ยว

๓. Prior probability density function

ฟังก์ชันนี้ ซึ่งกำหนดว่า การเปลี่ยนแปลงของ ต้นแบบ เหมือนกับ อะไรที่ปรากฏอยู่ในภาพ I ด้วยพื้นฐานของความรู้ทั่วไปของวัตถุ กำหนดดังสมการที่ (11)

$$p(\Theta) = \exp\{-C(\Theta)\} \tag{11}$$

$$C(\Theta) = \begin{cases} 0 & \text{if } X_k^{\min} \leq X_k \leq X_k^{\max} \\ 1 & \text{elsewhere} \end{cases}$$

เมื่อ $C(\Theta)$ แทนการเบี่ยงเบนของต้นแบบจากรูปร่างทางอุดมคติของมัน

X_k แทนขอบเขตพิกัดจุด $\theta(x, y)$ ที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ในขอบเขตที่กำหนด

ค. Likelihood probability density function

ฟังก์ชันนี้จะบอกว่า แบบที่ปรับรูปไป จะเหมือนกับวัตถุจริงในภาพมากแค่ไหน โดยใช้ข้อมูลขอบของวัตถุ ซึ่งมันจะมีค่ามากที่สุด (เทียบกับ Θ) เมื่อต้นแบบ และลักษณะขอบของภาพที่กำลังพิจารณาทับกันพอดี Likelihood function ประกอบด้วย ข้อมูลที่เกี่ยวกับทิศทางของขอบ กำหนดด้วย Edge Energy function $U_E(\varphi_k, I)$ สำหรับแต่ละ φ_k :

$$U_E(\varphi_k, I) = \frac{\sum_{(i,j) \in \varphi_k} \|\nabla \mathbf{I}(i, j)\| h(\mathbf{a}_\varphi \cdot \mathbf{a}_{\nabla \mathbf{I}})}{\sqrt{\sum_{(i,j) \in \varphi_k} \|\nabla \mathbf{I}(i, j)\|^2} \sqrt{\sum_{(i,j) \in \varphi_k} h^2(\mathbf{a}_\varphi \cdot \mathbf{a}_{\nabla \mathbf{I}})}} \quad (12)$$

$$h(x) = \begin{cases} 1 - |x| & ; |x| \leq 1 \\ 0 & ; |x| > 1 \end{cases} \quad (13)$$

$$\|\varphi_k\| = \sqrt{(X_{k+1} - X_k)^2 + (Y_{k+1} - Y_k)^2} \quad (14)$$

$$\mathbf{a}_\varphi = \frac{1}{\|\varphi_k\|} (X_{k+1} - X_k, Y_{k+1} - Y_k) \quad (15)$$

เมื่อ

$\|\varphi_k\|$ และ \mathbf{a}_φ คือ ขนาด และทิศทางหนึ่งหน่วยของแวกเตอร์ของส่วนของเส้นขอบของต้นแบบ ตามลำดับ

X_k และ Y_k คือพิกัดจุดของส่วนของเส้นขอบของต้นแบบลำดับที่ k

จาก Edge Energy function สามารถกำหนด Likelihood Probability density function [6] ได้ดังนี้

$$p(I | \Theta) = K \exp \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N U_E(\varphi_k, I) \right\} \quad (16)$$

เมื่อ K คือ ค่าคงที่ซึ่งได้มาจากการทดสอบ

N คือ จำนวนเส้นขอบของต้นแบบ

ตัวประกอบ $1/N$ จะทำให้แบบที่ปรับรูปไปที่มีจำนวนของเส้นขอบแตกต่างกันเปรียบเทียบกันได้

2.4 ผลงานวิจัยอื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง

2.4.1 Representation and Recognition of Handwritten Digits Using Deformable Templates [2] วิจัยโดย Anil K. Jain, และ Douglas Zongker ใช้วิธีการ Deformable template สำหรับจดจำตัวเลขอารบิก ลายมือเขียน โดยที่ตัวเลขสองตัวจะตรงกัน เมื่อการเปลี่ยนแปลงเส้นโครงร่างของแบบ (Template) ไปทับกับกันตัวเลขที่ต้องการจดจำ ซึ่งพิจารณาจากขอบของตัวเลขทั้งสอง และ วัดความแตกต่างเพื่อให้ได้ขอบที่ทับกันสนิทที่สุด

2.4.2 Object Matching Using Deformable Templates [3] วิจัยโดย Anil K. Jain, Yu Zhong, และ Sridhar Lakshmanan ซึ่งเป็นการหาตำแหน่ง ของวัตถุที่อยู่ในภาพ โดยที่รูปร่างของต้นแบบ จะแทนด้วยเส้นโครงร่าง หรือขอบที่เป็นลักษณะของบิตแมพ และกลุ่มของการเปลี่ยนแปลงที่เป็นไปได้ของแบบการหาวัตถุที่ตรงกัน โดยใช้พื้นฐานของ ความรู้ที่ทราบมาก่อน และข้อมูลขอบของภาพอินพุต

2.4.3 Vehicle Segmentation and Classification Using Deformable Templates [6] วิจัยโดย Marie-Pierre Dubuisson Jolly, Sridhar Lakshmanan, และ Anil K. Jain ซึ่งเป็นการใช้ Deformable Template model เพื่อหารถยนต์ที่อยู่ในภาพออกมา และแยกว่าเป็นรถชนิดอะไร โดยทำต้นแบบของรถแต่ละชนิดขึ้นมา โดยที่ต้นแบบของรถแต่ละชนิดสามารถปรับรูปไปได้ ซึ่งขึ้นกับข้อจำกัดว่าจะให้เปลี่ยนแปลงได้ขนาดไหน แล้วใช้ต้นแบบนี้เข้าไปทับกับภาพอินพุต เพื่อจะหาว่าภาพต้นแบบเหมือนกับภาพอินพุตภาพใดมากที่สุด โดยใช้ข้อมูลขอบของภาพ

2.4.4 Design and Implementation of Object Detection and Classification System Based on Deformable Template Algorithm [9] วิจัยโดย Tati L. Mengko, Trio Adiono, Handoko Setyawan, Rini Setiadarma เป็นระบบการตรวจหาวัตถุ และแบ่งกลุ่มของวัตถุ ที่สนใจออกมาจากพื้นหลัง โดยใช้ต้นแบบที่เป็นรูปเหลี่ยมทรงเรขาคณิต ซึ่งต้นแบบสามารถที่จะเปลี่ยน

รูปได้เพื่อให้เหมือนกับวัตถุจริงในภาพ โดยใช้พื้นฐานข้อมูลของขอบ เช่น ขนาด และทิศทาง แกรเดียนต์ขอบของภาพ ซึ่งระบบสามารถบอก รูปร่าง ตำแหน่ง และขนาดของภาพได้

2.4.5 On Improving Eye Feature Extraction Using Deformation Templates [10] วิจัย โดย X. Xie, R. Sudhakar และ H. Zhuang ซึ่งเป็นการตรวจหาภาพดวงตาจากภาพใบหน้า โดยที่ภาพต้นแบบ สร้างโดยใช้วงกลมแทนตาดำ และ พาราโบลาสองเส้น แทนขอบโครงร่างของดวงตา การตรงกันของภาพต้นแบบกับภาพดวงตาที่ต้องการ ใช้พื้นฐานของข้อมูลขอบ และความเข้มสี