2.1.7 การคำนวณเนื้อภาพ (Texture Analysis)

การวัดค่าความเป็นพื้นผิวนับเป็นเครื่องมือที่สำคัญในงานด้านการประมวลผลภาพ ยกตัวอย่างเช่น การตรวจสอบวัตถุด้วยลักษณะพื้นผิวถูกใช้ในการตรวจสอบอุปกรณ์กึ่งตัวนำ (Semi-conductor) และการวัดค่าความเป็นพื้นผิวจะถูกกำหนดด้วยค่าการกระจายตัวของค่าระดับสีเทาที่อยู่ในบริเวณใกล้เคียงกัน วิธีการวัดค่าความเป็นพื้นผิวถูกแยกเป็น 2 แบบคือ วิธีการทางสถิติ (Statistic methods) และวิธีการเชิงโครงสร้าง (Structural methods) โดยงานวิจัยนี้ จะอธิบายวิธีการทางสถิติเพื่อใช้ในการคัดแยกกุ้งที่มีเส้นเลือดกลางหลังออกจากกุ้งที่ไม่มีเส้นเลือดกลางหลัง วิธีการทางสถิติเป็นการนำค่าความเป็นพื้นผิวด้วยการกระจายของค่าระดับสีเทามาทำการพิจารณาความเป็นพื้นผิว โดยจะนำมาสร้างเป็นเมตริกซ์การเกิดร่วมกันของค่าระดับสีเทา (Gray-level co-occurrence matrix) เมตริกซ์ดังกล่าวจะถูกนำมาใช้ในการคำนวณและใช้ในการวิเคราะห์ความเป็นพื้นผิวต่อไป เมตริกซ์การเกิดร่วมกันของค่าระดับสีเทา แทนด้วยเมตริกซ์ $p[i,j]$ และการกำหนดทิศทางในการนับคู่ของค่าระดับสีเทาด้วยเวกเตอร์ $d=(d_x,d_y)$ โดย $p_d(i,j)$ เป็นจำนวนการเกิดค่าระดับสีเทาที่เกิดระหว่างพิกัด (x,y) และพิกัด $(x+d_x,y+d_y)$ โดยที่ค่าระดับสีเทาที่พิกัด (x,y) แทนด้วยสัญลักษณ์ $I(x,y)=i$ และค่าระดับสีเทาที่พิกัด $(x+d_x,y+d_y)$ แทนด้วยสัญลักษณ์ $I(x+d_x,y+d_y)=j$ ในเมตริกซ์ $p[i,j]$ ดังสมการที่ 16

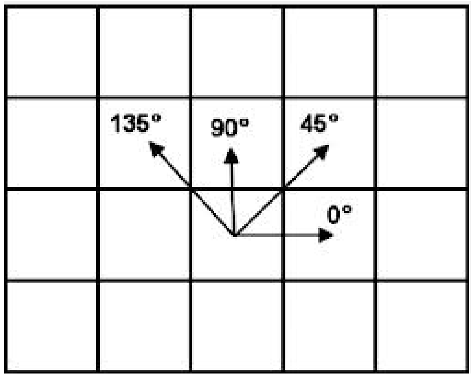
$$p_d(i,j)=numberof\ \{(x,y),(x+dx,y+dy)\}\in R_d \tag{16}$$

โดยสามารถยกตัวอย่างการหาเมตริกซ์การเกิดร่วมกันของค่าระดับสีเทาจากรูปที่มีค่าระดับสีเทา 3 ค่าคือ 0, 1 และ 2 ดังรูปที่ 1

0	1	2	3
2	0	1	1
3	2	0	2
1	0	3	0

ภาพที่ 2.9 ภาพที่มีระดับสีเทา 3 ค่า

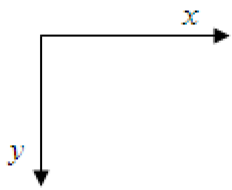
กระบวนการ GLCM สามารถสร้างได้โดยการนับจำนวนคู่จุดภาพ $(k,1)$ และ (m,n) ที่อยู่ใกล้กัน (Neighboring Cells) ที่มีระยะห่าง (Distance) ระหว่างกันเท่ากับ d และทำมุมกันเท่ากับ θ โดยในที่นี้ เราสนใจมุมที่มีค่าเท่ากับ $0°,45°,90°$ และ $135°$ ดังภาพที่ 2.10 และ GLCMs นั้นสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (17) ถึง สมการที่ (20) ตามลำดับ โดยเครื่องหมาย # ในสมการหมายถึงค่าจำนวนหรือค่าความถี่



รูปที่ 2.10 จุดภาพข้างเคียงในมุม $0°, 45°, 90°$ และ $135°$ ในระยะห่างต่างๆ

ในการคำนวณ GLCMs นั้นกำหนดให้

(m,n) แทนจุดภาพ (pixel) บนภาพ 2 มิติใดๆ ของภาพดิจิตอล I ทิศทางของแกน x และ y แสดงดังรูปที่ 2.3



ภาพที่ 2.11 ทิศทางของแกน x และแกน y

- $L_x = \{1, 2, ..., N_x\}$ และ $L_y = \{1, 2, ..., N_y\}$ คือโดเมนเชิงพื้นที่ (Spatial Domain) ของ x และ y ตามลำดับโดย N_x คือ จำนวนจุดภาพในแนวแกน x และ N_y คือจำนวนจุดภาพในแนวแกน y
- $L_x \times L_y$ คือ เซตของจุดภาพของภาพที่เรียงลำดับในลักษณะหลักและแถว
- $G = \{1, 2, ..., N_g\}$ คือ เซตค่าโทนสีเทา โดยที่ N_g คือ ค่าสีสูงสุดที่เป็นไปได้ในภาพ ซึ่งก็คือค่าสีที่แตกต่างกันในภาพ

ในที่นี้เพื่อให้เกิดความเข้าใจโดยง่าย จะขอยกตัวอย่างภาพ I ที่มีขนาด 4×4 จุดภาพ ที่มี $L_x\{1,2,3,4\}$ และ $L_y\{1,2,3,4\}$ ดังรูปที่ 2.4(ก) ตัวอย่าง GLCM เขียนได้ดังรูปที่ 2.4 (ข) และสำหรับ GLCM ที่มีค่า $d=1$ และมุม θ เท่ากับ $0°, 45°, 90°$ และ $135°$ ดังรูปที่ 2.4 (ค) – 2.4(ฉ) ตามลำดับ

0	1	2	3
2	0	1	1
3	2	0	2
1	0	3	0

(ก) ตัวอย่างภาพ I ขนาด $4x4$

ระดับค่าสีเทา (j)

ระดับค่าสีเทา (i)				
	#(0,0)	#(0,1)	#(0,2)	#(0,3)
	#(1,0)	#(1,1)	#(1,2)	#(1,3)
	#(2,0)	#(2,1)	#(2,2)	#(2,3)
	#(3,0)	#(3,1)	#(3,2)	#(3,3)

(ข) รูปแบบมาตรฐานของเมตริกซ์ร่วมสัมพันธ์ สำหรับค่าระดับสีเทาที่ 0-3

$$\begin{pmatrix} 0 & 3 & 3 & 2 \\ 3 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$$

(ค) ค่า GLCM ที่มุม 0

$$\begin{pmatrix} 0 & 2 & 4 & 1 \\ 2 & 0 & 2 & 2 \\ 4 & 2 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

(ง) ค่า GLCM ที่มุม 45

$$\begin{pmatrix} 6 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

(จ) ค่า GLCM ที่มุม 90

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 & 1 \\ 1 & 3 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

(ฉ) ค่า GLCM ที่มุม 135

รูปที่ 2.12 ตัวอย่างการคำนวณ GLCMs ที่มีค่าระยะห่างมีค่า $d=1$ และมุม θ เท่ากับ $0°, 45°, 90°$ และ $135°$

$$P\left(i,j,d,0^{\circ}\right)=\#\left\{\begin{array}{l}\left(\left(k,l\right),\left(m,n\right)\right)\in\left(L_y\times L_x\right)\times\left(L_y\times L_x\right) \\ \left|k-m\right|=0,\left|l-n\right|=d,I\left(k,l\right)=i,I\left(m,n\right)=j\end{array}\right\} \tag{17}$$

$$P\left(i,j,d,45^{\circ}\right)=\#\left\{\begin{array}{l}\left(\left(k,l\right),\left(m,n\right)\right)\in\left(L_y\times L_x\right)\times\left(L_y\times L_x\right) \\ |\left(k-m=d,l-n=-d\right)or\left(k-m=-d,l-n=d\right), \\ I\left(k,l\right)=i,I\left(m,n\right)=j\end{array}\right\} \tag{18}$$

$$P\left(i,j,d,90^{\circ}\right)=\#\left\{\begin{array}{l}\left(\left(k,l\right),\left(m,n\right)\right)\in\left(L_y\times L_x\right)\times\left(L_y\times L_x\right) \\ |\,k-m=d,l-n=0,I\left(k,l\right)=i,I\left(m,n\right)=j\end{array}\right\} \tag{19}$$

$$P\left(i,j,d,135^{\circ}\right)=\#\left\{\begin{array}{l}\left(\left(k,l\right),\left(m,n\right)\right)\in\left(L_y\times L_x\right)\times\left(L_y\times L_x\right) \\ |\left(k-m=d,l-n=-d\right)or\left(k-m=-d,l-n=-d\right), \\ I\left(k,l\right)=i,I\left(m,n\right)=j\end{array}\right\} \tag{20}$$

หากเปรียบเทียบกับฮีสโตรแกรมของภาพ (Image Histogram) ซึ่งบ่งบอกถึงการกระจายความน่าจะเป็นของค่าโทนสีเทาของภาพแล้ว ค่า GLCM นั้นก็จะแสดงถึงความน่าจะเป็นร่วมกัน

(Joint Probability) ของคู่โทนสี ณ ตำแหน่งเชิงสัมพัทธ์ (Relative Position) ที่กำหนดหนึ่งๆในภาพ โดยทั่วไปแล้วจะมีการสร้าง GLCMs ขึ้นมาหลายเมตริกซ์ แต่ละเมตริกซ์สำหรับค่าเชิงสัมพัทธ์หนึ่งๆซึ่งในที่นี้ได้แก่ระยะห่าง d และมุม θ ทั้งนี้เพื่อให้เกิดการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นผิวในทิศทางต่างๆ รวมทั้งมีการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นผิวในลักษณะเดียวกันแต่ต่างขนาด (Scale) โดยค่าลักษณะเด่นเชิงพื้นผิวต่างๆ ที่สามารถคำนวณได้จาก GLCMs นั้น เรามักจะนำเอาค่าเฉลี่ยของทุกๆ เมตริกซ์ที่หามาได้เพื่อนำมาเป็นตัวแทนของภาพ เพื่อให้เกิดความครอบคลุมข้อมูลลักษณะพื้นผิวในทุกทิศทางและกำจัดปัญหาการขึ้นต่อการหมุนของภาพ (Rotation Variant)

GLCMs นั้นมีคุณสมบัติในการบอกลักษณะการกระจายเชิงพื้นที่ของค่าโทนสีในภาพ ยกตัวอย่างเช่น หากในเมตริกซ์นั้นมีค่าจำนวนมากอยู่ในช่องแนวทแยงมุมแสดงว่าภาพมีลักษณะหยาบตามค่าระหะห่าง d ที่ใช้ในการคำนวณ เป็นต้น ข้อมูลเชิงพื้นผิวที่ นำเสนอนั้นแสดงดังสมการที่ (21) ถึง (34)

เมื่อทำการคำนวณหาค่าของเมตริกซ์การเกิดร่วมกันของค่าระดับสีเทาแล้ว การนำมาใช้ประโยชน์ในการวัดค่าความเป็นพื้นผิวโดยการใช้เครื่องมือในการวัดต่างๆ ยกตัวอย่างเช่น เอนโทรปี (Entropy), พลังงาน, การวัดค่าสีที่ตัดกัน (Contrast), การวัดค่าความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity) และออโตคอรีเลชัน (Autocorrelation)

- เอนโทรปี (Entropy) เป็นการวัดการกระจายของข้อมูล โดยข้อมูลที่มีการกระจุกตัวจะมีค่า เอนโทรปีที่เพิ่มมากขึ้น โดยสมการในการคำนวณเอนโทรปีจะใช้ค่าของเมตริกซ์การเกิดร่วมกันของค่าระดับสีเทา ดังสมการที่ 21

$$Entropy = -\sum_{i,j} p(i,j)\log p(i,j) \tag{21}$$

- พลังงาน (Energy) เป็นการวัดค่าของการกระจายของข้อมูล โดยบริเวณที่มีการกระจายของค่าระดับสีเทาจะมีค่าพลังงานน้อยกว่าบริเวณที่มีการกระจุกของข้อมูลคำนวณได้จากสมการที่ 22

$$Energy = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \tag{22}$$

- การวัดค่าสีที่ตัดกัน (Contrast) เป็นการวัดค่าความแตกต่างของค่าระดับสีเทาในบริเวณที่สนใจสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 23

$$Contrast = \sum_{i,j} (i-j)^2 p(i,j) \tag{23}$$

- การวัดค่าความเป็นเนื้อเดียวกัน (Homogeneity) เป็นการวัดค่าของการกระจายตัวของค่าระดับสีเทาบนภาพ ว่ามีการกระจายเป็นเนื้อเดียวกันมากน้อยเพียงใด สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 24

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{i + |i-j|} \tag{24}$$

- ออโตคอรีเลชัน (Autocorrelation) เป็นการวัดค่าพื้นผิวของภาพ หากค่าของออโตตอรีเลชันค่อยๆลดลง แสดงว่า ภาพมีความหยาบของพื้นผิวมาก แต่ถ้าค่าของออกโตคอรีเลชันลดลงอย่างรวดเร็ว แสดงว่าพื้นผิวของภาพเรียบและสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 25

$$p[k,l] = \frac{\frac{1}{(N-k)(N-1)} \sum_{i=1}^{(N-k)} \sum_{j=1}^{N-1} f[i,j](i+k, j+1)}{\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} f^2[i,j]}, 0 \le k, 1 \le N-1 \tag{25}$$

- ค่าโมเมนต์อันดับที่สองของมุม (Angular Second Moment, ASM) จุดภาพใกล้เคียงกันมีการเปลี่ยนแปลงค่าโทนสีไปในแนวทางเดียวกันซ้ำๆ ทำให้ค่าโมเมนต์อันดับที่สองของมุมของกลุ่มภาพกุ้งที่ปกติมีค่ามาก แต่ในขณะที่ข้อมูลกลุ่มภาพกุ้งทีการเปลี่ยนแปลงค่าโทนสีไปในแนวเดียวกันที่น้อยกว่า จึงทำให้ค่าโมดมนต์อันดับที่สองของมุมของกลุ่มภาพกุ้งที่มีความผิดปกติมีค่าน้อยกว่า

$$ASM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \{p(i,j)\}^2 \tag{26}$$

- ผลรวมกำลังสองของค่าความแปรปรวน (Sum of Squares: Variance) เป็นการหาลักษณะการกระจายของความน่าจะเป็น ข้อมูลภาพกลุ่มกุ้งที่ปกติมีโทนสีที่กลมกลืนทำให้มีจำนวนของโทนสีของจุดภาพใกล้เคียงที่เหมือนกันมีจำนวนมากและมีการกระจายน้อย จึงทำให้ผลรวมกำลังสองของค่าความแปรปรวนมีค่ามาก

$$Variance = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-\mu)^2 \, p(i,j) \tag{27}$$

- ค่าผันกลับของผลต่างโมเมนต์ (Inverse Difference Moment) เป็นค่าที่แสดงถึงความเหมือนกันของโทนสีของจุดภาพใกล้เคียง ซึ่งข้อมูลภาพกุ้งที่มีความปกติมีความเหมือนกันของโทนสีของจัดภาพใกล้เคียงมาก ทำให้ค่าผันกลับของผลต่างโมเมนต์มากด้วย

$$IDM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1+(i-\mu)^2} \, p(i,j) \tag{28}$$

- ผลรวมของค่าเฉลี่ย (Sum Average) หากมีจำนวนของจุดภาพใกล้เคียงที่มีค่าสีเทาแตกต่างกันอยู่จำนวนมากก็จะทำให้ค่าความต่างมีค่ามาก แต่ข้อมูลภาพกลุ่มกุ้งที่มีความปกติ และกุ้งที่มีความผิดปกติมีความต่างของโทนสีน้อย ทำให้ค่าผลรวมค่าเฉลี่ยผลต่างน้อย

$$SumAverage = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i, j) \tag{29}$$

- ผลรวมของค่าความแปรปรวน (Sum Variance) ข้อมูลภาพกลุ่มภาพกุ้งที่มีความปกติมีโทนสีที่กลมกลืนทำให้มีจำนวนโทนสีของจุดภาพใกล้เคียงที่เหมือนกันมีมาก จึงทำให้ผลรวมของค่าความแปรปรวนมีค่าน้อย

$$SumVariance = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_g)^2 \; p_{x+y}(i) \tag{30}$$

- ผลต่างของความแปรปรวน (Difference Variance) แสดงความแปรปรวนของเมตริกซ์ร่วมสัมพันธ์

$$\text{Difference Variance} = \text{variance of } \mathrm{p}_{x=y} \tag{31}$$

- ผลต่างของเอนโทรปี (Difference Entropy) เป็นการแสดงการแจกแจงองค์ประกอบของเมตริกซ์ร่วมสัมพันธ์โดยการรวมค่าความเป็นไปได้เมื่อ $|i, j|$ เป็นค่าคงที่

$$DifferenceEntropy = -\sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x=y}(i) \log\left\{ p_{x=y}(i) \right\} \tag{32}$$

- การวัดสนเทศของสหสัมพันธ์แบบที่ 1 (Information Measures of Correlation) เป็นการพิจารณาว่ามีข้อมูลของความสัมพันธ์โทนสีค่าหนึ่งแล้วเกิดการลดลงของการเปลี่ยนแปลงค่าของความสัมพันธ์โทนสีอีกค่าหนึ่งอย่างไร ซึ่งข้อมูลภาพรูปกุ้งที่มีความปกติมีจำนวนโทนสีของจุดภาพใกล้เคียงที่เหมือนกันมาก จึงทำให้ค่าการวัดสนเทศของสหสัมพันธ์มีค่ามากด้วย

$$f_1 = \frac{HXY - HXY1}{\max\left\{HX, HY\right\}} \tag{33}$$

- การวัดสนเทศของสหสัมพันธ์แบบที่ 2 (Information Measures of Correlation)

$$f_2 = \left(1 - \exp\left[-2.0\left(HXY2 - HXY\right)\right]\right)^{\frac{1}{2}} \tag{34}$$

โดยที่

- $p(i,j)$ คือ ค่า $p(i,j)$ ที่ผ่านการนอร์มัลไลเซชั่น (Normalization) โดยคำนวณได้จาก $p(i,j)=\dfrac{p(i,j)}{R}$ โยที่ R คือจำนวนคู่ของภาพทั้งหมดในภาพ
- $p_x(i)$ คือ ค่าในช่องที่ i ของ Marginal Probability Vector ที่คำนวณได้จากผลรวมของ $p(i,j)$ ในทุกหลักของแถว i หรือ $p_x(i)=\sum_{j=1}^{N_g} p(i,j)$
- $p_y(j)$ คือ ค่าในช่องที่ j ของ Marginal Probability Vector ที่คำนวณได้จากผลรวมของ $p(i,j)$ ในทุกหลักของแถว j หรือ $p_y(j)=\sum_{i=1}^{N_g} p(i,j)$
- $p_{x+y}(k)=\sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \quad k=2,3,\ldots,2N_g$
- $p_{x-y}(k)=\sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \quad k=0,1,\ldots,N_g-1$

ในงานวิจัยนี้ เรากำหนดระยะห่าง d เป็น 1 และค่าลักษณะเด่นเชิงพื้นผิวของทั้ง 13 ลักษณะ เป็นการคำนวณจาก $p(i,j)$ ในแต่ละทิศทาง แล้วนำไปใช้ค่าเฉลี่ย เพื่อให้เกิดความครอบคลุมข้อมูลลักษณะพื้นผิวในทุกทิศทาง และกำจัดปัญหาการขึ้นต่อการหมุนของภาพ

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

LCdr. Nikorn Chaichuay. [1] ได้นำเสนอวิธีจดจำเรือเดินทะเลต่างชนิดกันโดยใช้ลักเฉพาะตัวอธิบายฟูเรียร์ด้วย 36 ค่าสัมประสิทธิ์ แทนลักษณะของเส้นรอบขอบรูปทั้งหมดของรูปเรือ *Tyler Karrels* [4] ได้เสนอวิธีการดึงลักษณะเฉพาะและกำหนดข้อมูลที่อยู่ในภาพโดยการใช้ตัวอธิบายฟูเรียร์ในการจดจำภาพของใบไม้ *L. Xu*. [7] ได้นำเสนอการแยกส่วนของภาพ (Segmentation) ของมะเร็งผิวหนังโดยการหาค่าขีดแบ่งความเข้มแสง *Øivind Due Trier*. [9] ได้นำเสนอและอธิบายอย่างคร่าวๆของวิธีการดึงลักษณะเฉพาะสำหรับการจดจำลักษณะเฉพาะของการดึงลักษณะเฉพาะ วิธีการดึงลักษณะ8เฉพาะที่แตกต่างกันและออกแบบการแทนที่แตกต่างของลักษณะเฉพาะ เช่น ลักษณะเฉพาะของเส้นรอบโครงร่าง (Contour)