

การค้นหาลوحةและรู้จำแผ่นป้ายทะเบียนรถไทยภายใต้สภาพแวดล้อมของระบบกล้อง CCTV งานจราจร

A Detection and Recognition System for Thai Car License Plate under Traffic CCTV Issue

ฤกษ์ชัย พุประทีปศิริ
ศูนย์วิจัยและนวัตกรรมด้านไอซีที คณะวิทยาการและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร
Email: reerkchai@mut.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนองานวิจัยเกี่ยวกับวิธีการค้นหาลوحةและรู้จำแผ่นป้ายทะเบียนรถยนต์ของประเทศไทยในสภาพแวดล้อมที่ภาพมีคุณภาพต่ำซึ่งได้จากระบบกล้อง CCTV งานจราจร โดยแบ่งขั้นตอนการทำงานเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกคือการค้นหาจุดสนใจกำหนดขอบเขตของบริเวณที่เป็นหมายเลขทะเบียนรถยนต์ เพื่อจัดเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำในขั้นตอนต่อไปโดยใช้เทคนิคของ Active Contour (หรือ Snake) ที่ผ่านการปรับปรุงประสิทธิภาพด้านความเร็วและส่วนที่สองเป็นกระบวนการรู้จำภาพหมายเลขทะเบียนรถยนต์โดยอาศัยหลักการของการผสมผสานระหว่าง Shape context และ Hausdorff distance จากการทดสอบกับภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในสภาพแวดล้อมจริงกว่า 365 ตัวอย่างพบว่าอัตราการค้นหาลوحةและรู้จำถูกต้องเฉลี่ย 95.66% และ 94% ตามลำดับ

คำสำคัญ

ระบบรู้จำภาพอักษร แผ่นป้ายทะเบียนรถยนต์ แอคทีฟคอนทัวร์ เซป คอนแทกซ์

Abstract

This paper proposes a highly robust method for Thailand's CLP (car license plate) detection and recognition under low quality image form CCTV traffic system. Techniques introduced in this work are composed of two stages. Firstly, the boundary of an object is to be detected by the principle of Active Contours. Then, in the second stage, the hausdorff distance and Shape Context are employed to measure and determine of similarity between models and test images. From the experimental result of 365 images, the accuracy rate is higher than 95.56% for searching and 94% for recognition.

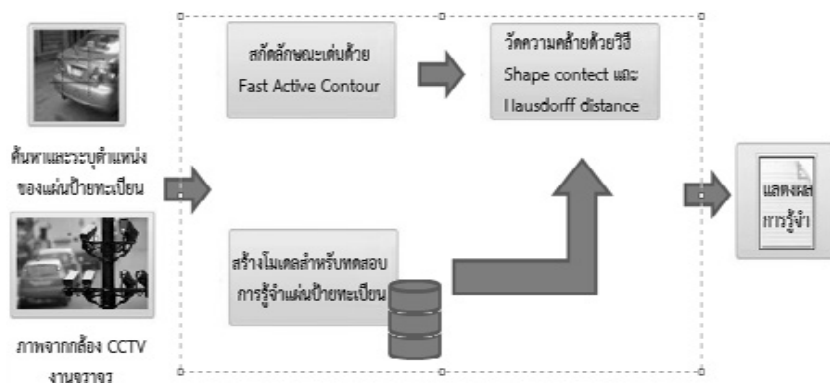
Keywords

Thailand's Car license plate, recognition system, active contour, shape context

1. บทนำ

งานวิจัยเกี่ยวกับการรู้จำภาพอักษรตัวพิมพ์ภาษาไทย[1-2] ได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้กับงานหลากหลายประเภทหนึ่งในนั้นคือการรู้จำแผ่นป้ายทะเบียนรถยนต์ [3-7] แต่ด้วยข้อจำกัดของสภาพแวดล้อมของภาพที่นำมาทดสอบในระบบทำให้ภาพที่นำมาทดสอบมีความซับซ้อนจากปัญหาต่างๆ เช่น การจัดตำแหน่งของภาพ แผ่นป้ายทะเบียนเองซึ่งมีความหลากหลายโดย

แปรเปลี่ยนไปตามชนิดและประเภทของรถ ตัวเลข (เลขทะเบียนที่มี 1 หลัก – 4 หลัก) แผ่นป้ายทะเบียน เลขสวย เลขมงคล ซึ่งมีการวาดลวดลายลงบนแผ่นป้ายทะเบียน การเอียงของภาพที่ได้ขึ้นเนื่องจากมุมกล้องที่จับภาพทะเบียน คุณภาพของภาพอันเกิดจากปัญหาแสงสว่างของสถานที่หรือกระทั่งสภาพอากาศ เช่น ฝนตก เป็นต้น ปัญหาที่กล่าวมาในช่วงต้นนี้ทำให้ยากต่อการนำวิธีการรู้จำภาพอักษรที่ถูกพัฒนาเพื่อจัดการกับภาพเอกสารมาใช้งานโดยตรง



ภาพที่ 1 โครงสร้างของระบบรู้จำภาพทะเบียนรถยนต์

ดังนั้นเพื่อเป็นการแก้ปัญหาต่างๆ ที่กล่าวมาในช่วงต้น บทความนี้จึงเสนอระบบรู้จำภาพแผ่นป้ายทะเบียนรถยนต์โดยอาศัยการปรับปรุงเทคนิคของ Active Contour เพื่อแก้ปัญหาเรื่องคุณภาพของภาพที่นำมาทดสอบการรู้จำ อันเนื่องด้วยวิธีการดังกล่าวได้ถูกปรับปรุงให้มีคุณสมบัติที่ทนต่อสัญญาณรบกวนได้สูง หลังจากนั้นเป็นขั้นตอนในการตัดสินใจและระบุภาพอักษรว่าเป็นตัวอักษรใดโดยใช้เทคนิคของ Shape

Context และ Hausdorff Distance ดังแสดงในภาพที่ 1 ส่วนที่เหลือในบทความนี้แบ่งออกดังต่อไปนี้ ส่วนที่ 2 เป็นการกล่าวถึงทฤษฎีและหลักการทำงานที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยชิ้นนี้ ส่วนที่ 3 เป็นการทดสอบและผลการทดสอบ ซึ่งบทสรุปวิเคราะห์และวิจารณ์การทดลองกิตติกรรมประกาศ ตลอดจนเอกสารอ้างอิงอยู่ในส่วนที่ 4 5 และ 6 ของบทความนี้ตามลำดับ

2. ทฤษฎีและหลักการทำงาน

ส่วนนี้เป็นการอธิบายถึงหลักการและเทคนิคต่างๆที่นำมาใช้โดยแบ่งออกเป็นสองขั้นตอน คือ การค้นหาและกำหนดขอบเขตของวัตถุ ส่วนที่สอง คือ การวัดความคล้ายระหว่างภาพที่ถูกนำมาทดสอบกับภาพต้นแบบ

2.1 การค้นหาและกำหนดขอบเขตวัตถุ

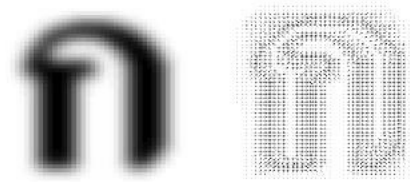
ขั้นตอนการทำงานในส่วนนี้ คือ การค้นหาส่วนที่เป็นขอบเขตของวัตถุ (ภาพอักษรแต่ละตัวอักษร) และสร้างเส้นล้อมรอบวัตถุดังกล่าวนี้เพื่อให้สอดคล้องกับระบบที่ได้ออกแบบไว้งานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้วิธีการแบ่งขอบเขตของวัตถุด้วย Active Contours (หรือ Snake) ซึ่งถูกนำเสนอครั้งแรกโดย M. Kass และคณะ [8] ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 2 โมเดลหลัก คือ Parametric active contours [8] และ Geometric Active Contours [6] สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้โมเดลที่ปรับปรุงจาก Geometric Active Contours ซึ่งถูกนำเสนอโดย C. H. Chuang และ W.N. Lie [10] เรียกว่า Fast Active Contours วิธีการดังกล่าวมีการปรับปรุงประสิทธิภาพของการหาขอบเขตของภาพให้มีความเร็วและความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยการประยุกต์วิธีการหาทิศทางการไหลของเกรเดียนท์เวกเตอร์ (GVF : Gradient Vector Flow) โดยนิยามได้ดังนี้ กำหนดให้ $V_G(x,y)=[u(x,y),v(x,y)]$ แทนเวกเตอร์ที่ชี้จากจุดใดๆ ไปยังส่วนที่เป็นขอบเขตของวัตถุ เมื่อ (x,y) แทนพิกัดของจุด ส่วน u และ v แทนโปรเจกชันของเวกเตอร์ในทิศทางของแนวแกน x และแนวแกน y ตามลำดับ เมื่อกำหนดให้แต่ละจุดของกลุ่มจุดใน Snake Curve จากกลุ่ม $P_{(i,j)}$ ถึง $P_{(i,j+1)}$ เมื่อ i คือ ตัวชี้ใน Snake Curve และ j แทนจำนวนของการทำซ้ำ ดังนั้นจึงสามารถนิยามอัลกอริทึมได้ ดังนี้

$$P_{i+j+1} = P_{i,j} + [V_{int}(P_{i,j}) + \Gamma V_{ext}(P_{i,j})] \quad (1)$$

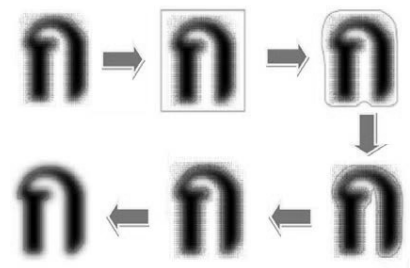
เมื่อกำหนดให้ V_{int} คือ แรงที่กระทำภายในซึ่งทำหน้าที่ลดค่าของฟังก์ชันพลังงาน (Energy Function) ดังสมการที่ (2)

$$E(V_{int}) = \alpha E_{cont}(V_{int}) + \beta E_{curv}(V_{int}) \quad (2)$$

โดยที่ E_{cont} และ E_{curv} คือ แรงของการต่อเนื่องและแรงของส่วนที่เป็นส่วนโค้งตามลำดับและ V_{ext} คือ แรงที่กระทำจากภายนอกในที่นี้หมายถึงเวกเตอร์ของแรงที่มีทิศทางจากแต่ละจุดของ Snake Curve ไปยังส่วนที่เป็นขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุ ซึ่งเทคนิคของ Fast Active Contours ใช้ค่าเฉลี่ยของการกระจายตัวรอบทิศทางแบบกระจายพหุคูณการเคลื่อนที่ของ Snake Curve จะเป็นอิสระจากแรงกระทำภายใน กล่าวคือมีเพียงแรงที่เกิดจากการดึงจากจุดหนึ่งๆ ใน Snake Curve ไปยังส่วนที่เป็นขอบเขตที่แท้จริงของวัตถุ ดังแสดงทิศทางของสนามทิศทางการไหลของเกรเดียนท์เวกเตอร์ในภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ภาพต้นแบบและทิศทางกรไหลของกระแสเกรเดียน



ภาพที่4 ทิศทางการลู่เข้าสู่ส่วนที่เป็นขอบของวัตถุ
เมื่อคำนวณซ้ำ 10, 20, 30
และ 40 รอบตามลำดับ

จากภาพที่ 4 เห็นว่าแต่ละจุดของ Snake Curve เคลื่อนที่จากจุดเริ่มต้นและมีพฤติกรรมคือเคลื่อนไหวเข้าสู่ส่วนที่เป็นขอบเขตของวัตถุ เนื่องจากจุดประสงค์หลักของระบบที่นำเสนอในบทความนี้คือการค้นหาส่วนที่เป็นขอบเขตของภาพตัวอักษรและภาพที่นำมาเป็นอินพุตของระบบคือตัวอักษรและตัวเลขดังนั้นในระบบที่นำเสนอจึงมีการกำหนดจุดเริ่มต้นสำหรับการค้นหาคือบริเวณริมขอบภาพแล้วจึงค่อยให้ Snake Curve หุบเข้าหากลุ่มคำแทนโดยการหาทิศทาง การเคลื่อนตำแหน่งของแต่ละจุดได้จากสมการที่ (4) แต่เนื่องจากภาพที่นำเข้าสู่ระบบมีขนาดและรูปแบบ ตลอดจนความซับซ้อนไม่เท่ากันจึงทำให้ไม่สามารถ กำหนดจำนวนรอบของการทำซ้ำที่แน่นอนได้ แต่จากการสังเกตพฤติกรรมการลู่เข้าหาส่วนที่เป็นขอบของ วัตถุคือเมื่อ Snake Curve เข้าใกล้ส่วนที่เป็นขอบของ วัตถุรูปร่างของ Snake Curve จะไม่เปลี่ยนแปลง หรือ เปลี่ยนแปลงรูปร่างน้อยมาก ด้วยคุณสมบัติดังกล่าว บทความนี้ จึงสามารถกำหนดการสิ้นสุดของการทำซ้ำ เมื่อ Snake Curve ที่ได้ใหม่กับ Snake Curve ของเดิม มีค่าไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือรูปร่างของ Snake Curve ทั้งสองเหมือนกัน และเทคนิคที่งานวิจัยชิ้นนี้ เลือกมาใช้วัดความคล้ายกันของ Snake Curve คือ เทคนิค Hausdorff Distance [11] ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ จากสมการดังกล่าว คือ ค่าความคลาดเคลื่อน (Mismatch) ระหว่างภาพสองภาพหรือระหว่างเซต 2 เซต เมื่อ กำหนดให้เซตของจุดใน Snake Curve เก่า คือ $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{N_A}\}$, $a_i = (x_i, y_i)$, $1 \leq i \leq N_A$ และกำหนด ให้เซตของพิกัดซึ่งอยู่ใน Snake Curve ชุดใหม่ คือ $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{N_B}\}$, $b_i = (x_j, y_j)$, $1 \leq j \leq N_B$ เมื่อ N_A และ N_B คือ จำนวนของสมาชิกของเซต A และ B ตามลำดับ ดังนั้น สามารถเขียนสมการได้ ดังนี้

$$h(B, A) = \frac{1}{N_B} \sum_{b \in B} d_b(A) \quad (5)$$

และกำหนดให้

$$d_b(A) = \min_{a \in A} \|a - b\| \quad (6)$$

เมื่อ $\| \cdot \|$ หมายถึงการวัดระยะทางระหว่างจุดสอง จุดด้วยวิธีการหาระยะทางแบบ City Block Distance [12] ทำให้ $h(B, A) \in [0, \infty)$ ซึ่งมีเพียงกรณีเดียวเท่านั้น ที่ทำให้ $h(B, A) = 0$ คือทุกๆ จุดของเซต B สามารถทับ กันได้สนิทกับทุกจุดในเซต A ดังนั้น ในงานวิจัยชิ้นนี้จึง เลือกวิธีการกำหนดให้หยุดการทำซ้ำเมื่อผลลัพธ์ที่ได้ จากสมการที่ (5) มีค่าเท่ากับ 0 หรืออีกนัย คือ สามารถตีความหมายได้ว่า Snake Curve ไม่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งหมายความว่า Snake Curve ได้อยู่ ณ ตำแหน่งที่เป็นบริเวณขอบของวัตถุแล้วนั่นเอง

2.2 การวัดความคล้ายของวัตถุ

2.2.1 หลักการของ Shape Context

หลังจากได้ส่วนที่เป็นขอบภาพในขั้นตอนแรกแล้ว ก็มาถึงส่วนของการวัดความคล้ายซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการปรับปรุงความสามารถของ Shape Context [13] เมื่อกำหนดให้เซตของแต่จุดบนภาพแทนด้วย $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, $p_i \in \mathbb{R}^2$ ทำให้สามารถคำนวณค่าของล็อกโพลาร์ฮิสโตแกรม (log-polar histogram) ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างจุดใดๆ บนภาพ กับจุดอื่นจำนวน $n-1$ บนส่วนที่เป็นขอบวัตถุที่สามารถหาได้จากขั้นตอนก่อนหน้านี้ ดังแสดงในสมการที่ (7)

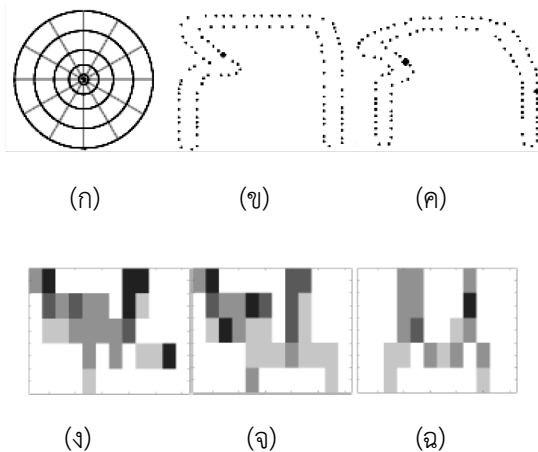
$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i | (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (7)$$

กำหนดให้ค่าฮิสโตแกรม h_i คือ Shape Context ของ p_i ซึ่งค่า Shape Context แต่ละค่า คือ ค่าโพลาร์ฮิสโตแกรมของพิกัดแต่ละจุดซึ่งถูกวัดโดยอ้างอิงจากจุดออริจิ้น (Origin) โดยทำการนับจำนวนจุดที่พบอยู่ภายในแต่ละ bin-k ดังแสดงในภาพที่ 5 และสำหรับภาพที่ 5 (ง), (จ) และ (ฉ) คือ Shape Context ซึ่งอธิบายถึงความหนาแน่นหรือความสัมพันธ์กับระยะทางจุดอ้างอิง

กับจุดอื่นๆ ในวัตถุ สังเกตได้ว่าโพลาร์ฮิสโตแกรมนั้นมีความอ่อนไหวต่อจุดที่อยู่ใกล้กับจุดอ้างอิงที่ใกล้เคียงกันกับรูปร่างของวัตถุที่มีความคล้ายกัน ดังสามารถเปรียบเทียบได้จากภาพ (ง) และ (จ) ซึ่งมีการกำหนดจุดอ้างอิงที่เดียวกันกับรูปร่างของวัตถุที่เหมือนกันหรือคล้ายกันจะได้โพลาร์ฮิสโตแกรมที่มีคุณลักษณะที่คล้ายกัน แต่ในทางกลับกันหากมีการกำหนดจุดอ้างอิงเป็นจุดอื่นจะทำให้ภาพของโพลาร์ฮิสโตแกรมแตกต่างกันโดยสิ้นเชิงดังแสดงภาพเปรียบเทียบในภาพที่ 5 (ฉ) ซึ่งสามารถคำนวณค่า Cost ของ Shape Context ระหว่างจุด 2 จุด คือ p_i และ q_j ได้ดังในสมการที่ (8)

$$C_{sc}(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)}, \quad (8)$$

เมื่อกำหนดให้ p_i คือจุดบนรูปร่างของ P และ q_j คือจุดบนรูปร่างของ Q และ $h_i(k)$ และ $h_j(k)$ แทนค่า k -bin ของ ฮิสโตแกรมที่ผ่านการนอร์มัลไลซ์ ณ จุด p_i และ q_j ตามลำดับ



ภาพที่ 5 (ก) โพลาร์ฮิสโตแกรม (ข) พิกัดของวัตถุ A (ค) พิกัดของวัตถุ B (ง) ตัวอย่าง Shape Context ของวัตถุ A ณ จุดอ้างอิง $\otimes$ (จ) และ (ฉ) ตัวอย่าง Shape Context ของวัตถุ B ณ จุดอ้างอิง $\diamond$ และ $\square$ ตาม

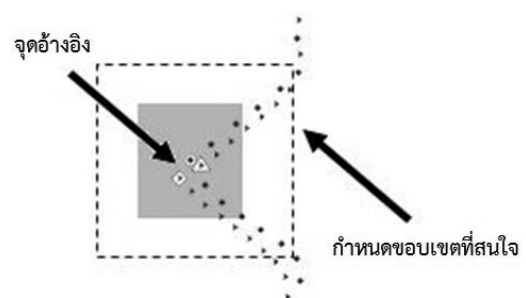
ลำดับ (เมื่อกำหนดให้ใช้ 5 bins สำหรับ $\log r$ และ 12 bins สำหรับ)

2.2.2 หลักการของ Hausdorff – Shape Context

ในส่วนนี้ใช้วิธีการวัดความคล้ายโดยอาศัยการผสมผสานระหว่างวิธีการ Hausdorff distance แบบดั้งเดิมกับ Shape Context โดยเรียกว่า “Hausdorff-ShapeContext[10]” แทนด้วย H_{sc} เมื่อกำหนดให้เซต A คือ $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{N_A}\}$, $a_i = (x_i, y_i)$, $1 \leq i \leq N_A$ และกำหนดให้เซตของวัตถุ B คือ $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{N_B}\}$, $b_j = (x_j, y_j)$, $1 \leq j \leq N_B$ เมื่อ N_A และ N_B คือจำนวนของสมาชิกของเซต A และ B ตามลำดับ ดังนั้น สามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$H_{sc}(A, B) = \frac{1}{N_A} \min_{b \in B} C_{sc}(a, b) \quad (9)$$

ผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณคือค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างวัตถุ A และวัตถุ B โดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ในทุกๆ จุด ซึ่งทำได้ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างสองวัตถุ แต่ทั้งนี้จากสมการที่ (8) พบว่าจุดอื่นๆ ที่อยู่ห่างจากจุดอ้างอิงส่งผลกระทบต่อการหาคำนวณค่าโพลาร์ฮิสโตแกรมน้อยมาก ดังนั้นในบทความนี้จึงใช้เทคนิคการจำกัดขอบเขตของจุดอ้างอิง ดังแสดงในภาพที่ 6



ภาพที่ 6 จุดอ้างอิงและขอบเขตที่ถูกนำมาพิจารณา

เมื่อกำหนดให้ $N()$ คือ จุดต่างๆ ที่กระจายอยู่รอบๆ จุดอ้างอิงซึ่งมีขนาด 9×9 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผลได้รวดเร็วมากยิ่งขึ้นได้ดังสมการที่ (10)

$$H_{sc}(A, B) = \frac{1}{N_A} \min_{b \in B} C_{sc}(a, N(b)) \quad (10)$$

3. การทดลองและผลการทดลอง

เพื่อเป็นการทดสอบประสิทธิภาพของระบบที่ได้ถูกนำเสนอในบทความนี้โดยใช้ภาพถ่ายแผ่นป้ายทะเบียนภายใต้สภาพแวดล้อมจริงจำนวน 365 ภาพ ซึ่งมีปัญหาด้านแสงสว่าง สัญญาณรบกวน คุณภาพของกล้องที่ถ่ายมุมกล้อง และแผ่นป้ายทะเบียนจากระยะต่างชนิด ดังแสดงในภาพที่ 7 และผลการทดลองแสดงในตารางที่ 1



ภาพที่ 7 ตัวอย่างป้ายทะเบียนจากระบบ CCTV ที่นำมาทดสอบระบบ

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบตามเงื่อนไขต่างๆ

เงื่อนไข	ผลการค้นหา	ผลการรู้จำ
กรณีที่ 1	$\approx 98\%$	$\approx 97\%$
กรณีที่ 2	$\approx 97\%$	$\approx 95\%$
กรณีที่ 3	$\approx 92\%$	$\approx 90\%$

ในตารางที่ 1 แบ่งกรณีต่างเป็น 3 กรณีดังนี้

กรณีที่ 1 ภาพที่นำมาทดสอบมีการเอียงตามแนวแกน x, y และ z ไม่เกิน 15 องศา

กรณีที่ 2 ภาพที่นำมาทดสอบมีการเอียงตามแนว

แกน x, y และ z ไม่เกิน 25 องศา

กรณีที่ 3 ภาพที่นำมาทดสอบมีการเอียงตามแนวแกน x, y และ z ไม่เกิน 35 องศา

ทั้ง 3 กรณีได้มีการคละประเภทของแผ่นป้ายทะเบียน เช่น พื้นหลังเป็นป้ายแดง ป้ายเหลืองและป้ายมงคล เป็นต้น

4. บทสรุปและวิจารณ์

บทความนี้นำเสนองานวิจัยเกี่ยวกับวิธีการค้นหาและรู้จำแผ่นป้ายทะเบียนรถยนต์ ซึ่งแบ่งขั้นตอนการทำงานออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการค้นหาและกำหนดขอบเขตส่วนที่เป็นหมายเลขทะเบียน โดยใช้เทคนิคของ Active Contour (Snake) ส่วนที่สองเป็นกระบวนการรู้จำภาพหมายเลขทะเบียนรถยนต์โดยอาศัยหลักการของ Shape Context และ Hausdorff Distance จากการทดสอบกับภาพตัวอย่างป้ายทะเบียนรถยนต์ในสภาพแวดล้อมจริงกว่า 365 ตัวอย่าง พบว่าอัตราของถูกต้องเฉลี่ยกว่า 95.56% สำหรับการค้นหาและกำหนดขอบเขตของภาพอักษรและ 94% สำหรับผลการรู้จำ ซึ่งจากตารางที่ 1 พบว่าหากสามารถกำหนดขอบเขตของภาพอักษรที่นำมาทดสอบได้ถูกต้องก็จะส่งผลถึงความถูกต้องของส่วนการรู้จำ แต่อย่างไรผลการรู้จำด้วยวิธีที่นำเสนอก็ยังคงให้ผลการทดสอบที่สูงถึง 90% สำหรับกรณีที่ 3 ซึ่งมีการปรับให้ภาพเอียงในแกนต่างๆ สูงถึง 35 องศา ก็ยังคงให้ผลการรู้จำสูงถึง 90%

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] Fooprateepsiri, R.KurutachW.and Rewthong, S.”Hand-written Recognition using Fuzzy-Chain Code,” theNCIT2006, Aisa Hotel,November 2-3,2006,pp. 98-101.
- [2] FooprateepsiriR.and KurutachW.”Hand-Written Character Recognition using Hausdorff-Fuzzy Technique,” the NCSEC2005, UTCC, Bangkok, October27-28 , 2005,pp. 515-518.
- [3] Kaushik, D. Ibrahim, M. K.AnikS.and Kang-Hyun,J. “An Efficient Method of Vehicle License Plate Recognition Based on Sliding Concentric Windows and Artificial Neural Network,” Procedia Technology, Vol. 4, 2012, pp. 812–819.
- [4] Deb, K. Khan, I.Alam, R.and Jo, K. H.Optical Recognition of Vehicle license plates,” the 6th IEEE IFOST, Vol. 2, August 22-24, 2011,pp. 743-748.
- [5] Pan, M.-S.Xiong, Q.and Yan, J.-B. “A new method for correcting vehicle license plate tilt,” Automation and Computing, Vol. 6, No. 2, 2009, pp. 210-216.
- [6] Clemens,A.Limberger,F. andBischoffH.”Real-Time License Plate Recognition on an Embedded DSP-Platform” the CVPR-2007,17-22 June 2007, pp. 1-8.
- [7] Sa-Ngamuang, P.ThamnittasanaC.and Kondo T. “Thai car license plate recognition using essential-elements-based method”, the APCC-2007, Bangkok, THAILAND, October 18-20, 2007. pp. 41-44.
- [8] Kass, M.Witkin, A.and Teropouslos,D. “Snake: Active Contour Models,” the 1st International Conference on Computer Vision, 1987, Vol.1, pp. 259-269.
- [9] Caselles, V. Kimmel, R.and Sapiro, G. “Geodesic active contours,” the 5th International Conference on Computer Vision, 1995,pp.694-699.
- [10] Chuang C. H.and Lie, W. N. “Fast and Accurate Active Contours for Object Boundary Segmentation,” the IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems, China, December 4-6, 2000, pp. 473-476.
- [11] DubuissionM. P.and Jain, A. K. “A Modified Hausdorff Distance for Object Matching,” the 12th International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, Israel, 1994, Vol.1, PP. 566-568.
- [12] Gonzalez R. C.and Woods, R.E.Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [13] Srisuk, S.Tamsri, M.FooprateepsiriR.and Sookavatana, P.”A New Shape Matching Measure for Nonlinear Distorted Object Recognition,” Proceedings of The DICTA’03, Sydney, Australia, December 10-12, 2003. pp. 339-348.

