การประมาณสัดส่วนปริมาณจราจรจุดเริ่มต้น-จุดปลายทางบนทางพิเศษ ด้วยข้อมูลจากระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

Estimation of Origin-Destination Trip Patterns on Expressway using Automatic License Plate Recognition Data

จิรวัฒน์ เพลิงศรีทอง[1,*] ศิวัช ปัญญาชัยวัฒนากูล[2] เทพฤทธิ์ รัตนปัญญากร[3] สโรช บุญศิริพันธ์[4] กร พวงนาค[5] และจุฑาทิพย์ อาจหาญ[6]

[1,2,3] กองวิจัยและพัฒนา การทางพิเศษแห่งประเทศไทย*
[4,6]ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
[5]สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

**Corresponding author; E-mail address: jirawat.exat@gmail.com*

บทคัดย่อ

การประมาณจุดเริ่มต้นและจุดปลายทางของการเดินทางเป็นข้อมูลที่มีความสำคัญสำหรับการวางแผนโครงข่ายของระบบการขนส่งและจราจร วิธีที่ใช้ในการเก็บข้อมูลจุดเริ่มต้นและจุดปลายทางของการเดินทางที่นิยมใช้กันโดยทั่วไป ได้แก่ การสัมภาษณ์ผู้ใช้ทาง ซึ่งจะมีข้อจำกัดของปริมาณผู้ให้สัมภาษณ์ และการเก็บข้อมูลจากอุปกรณ์เก็บข้อมูลจราจร ที่ไม่สามารถระบุยานพาหนะรายคันได้ และระบบ GPS ถึงแม้ว่าจะสามารถระบุยานพาหนะรายคันได้ แต่ต้องมีการติดตั้งอุปกรณ์ที่ยานพาหนะทดสอบ ในปัจจุบัน เทคโนโลยีประมวลผลภาพมีความก้าวหน้า และการอ่านป้ายทะเบียนแบบอัตโนมัติสามารถทำได้อย่างแม่นยำมากขึ้น และสามารถนำมาใช้ในการจับคู่จุดเริ่มต้น-จุดปลายทางได้ งานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ (Automatic License Plate Recognition, ALPR) ซึ่งเป็นระบบการอ่านป้ายทะเบียนของยานพาหนะที่เคลื่อนที่ผ่านจุดสังเกตและนำมาจับคู่ป้ายทะเบียนในตำแหน่งจุดเริ่มต้นและจุดปลายทางที่สนใจ ซึ่งวิธีนี้จะเป็นการเก็บข้อมูลได้ครอบคลุมทุกช่วงเวลาที่สนใจ และยังสามารถวิเคราะห์ข้อมูลจากกล้องได้ทั้งแบบออฟไลน์และแบบออนไลน์ งานวิจัยนี้พัฒนาวิธีการจับคู่ข้อมูลป้ายทะเบียน ที่อ่านได้จากระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติในการประมาณสัดส่วนจุดต้นทางและปลายทางบนทางพิเศษ และทำการวิเคราะห์ประสิทธิภาพในอ่านป้ายทะเบียนและในการจับคู่ ได้แก่ ร้อยละสัดส่วนปริมาณจราจรที่ตรวจจับได้ของระบบ ALPR และความแม่นยำในการจับคู่ โดยเทียบกับการใช้การสังเกตจริงจากภาพวิดีโอ พบว่าวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนโดยใช้ข้อมูลจากระบบ ALPR มีค่าความแม่นยำสูง มีความน่าเชื่อถือ และสามารถนำมาประมาณสัดส่วนปริมาณจราจรที่จุดเริ่มต้นและจุดปลายทางของการเดินทางได้

คำสำคัญ: การประมาณจุดเริ่มต้น-จุดปลายทางของการเดินทาง, ระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ, ทางพิเศษ, การจับคู่

Abstract

Origin-Destination (OD) matrix is one of the key transportation data used in the traffic analysis and planning. Traditional methods for collecting the OD information including individual interviews are limited by the number of people involved during the interview effort. Traffic data collection equipment such as loop detectors and microwave sensors are not able to identify individual vehicles. In addition, GPS devices can be used to identify individual vehicles, but it is required to be installed in every vehicle traversing the road network. With the advancement of computer vision technology, it is possible to use the automatic license plate recognition (ALPR) system in reidentifying the same vehicles traveling a particular pair of origin and destination. In this paper, we explore the use of automatic license plate recognition in estimating the expressway network's OD table. We proposed a matching technique for license plate data matching at the on and off ramps within the expressway network. The performance of the matching technique is evaluated using detection rate, ALPR accuracy, and matching accuracy. In sum, the proposed license plate matching strategy can improve the accuracy of the OD estimation

Keywords: Origin-Destination Estimation, Automatic License Plate Recognition, Expressway, Matching

1. บทนำ

การประมาณจุดเริ่มต้นและจุดปลายทางของการเดินทางนอกจากจะเป็นข้อมูลสำคัญในการวางแผนและจัดการโครงข่ายระบบการขนส่งและจราจรแล้ว ยังเป็นข้อมูลที่มีความสำคัญที่ช่วยในด้านการตัดสินใจ การควบคุมจราจร และช่วยในการเลือกเส้นทางที่เหมาะสมในระบบการขนส่งอัจฉริยะ (Intelligent Transport Systems, ITS)

วิธีโดยทั่วไปที่ใช้ในการสร้างตารางการเดินทาง มาจากการเก็บข้อมูลกว้าง ๆ โดยการสัมภาษณ์ผู้ใช้ทางจริง ซึ่งจะต้องใช้ทรัพยากรทั้งคนและเวลาอย่างมาก นอกจากนั้นยังมีข้อจำกัดของจำนวนกลุ่มตัวอย่างที่ให้สัมภาษณ์ และการเก็บข้อมูลจากอุปกรณ์เก็บข้อมูลจราจร แต่วิธีนี้จะไม่สามารถระบุยานพาหนะรายคันได้ นอกจากนั้นยังมีระบบ (Global Position System, GPS) ถึงแม้ว่าจะสามารถระบุยานพาหนะรายคันได้ แต่ต้องมีการติดตั้งอุปกรณ์ที่ยานพาหนะ [12] ซึ่งในปัจจุบันเทคโนโลยีประมวลผลภาพมีความก้าวหน้า และการอ่านป้ายทะเบียนแบบอัตโนมัติสามารถทำได้อย่างแม่นยำมากขึ้น และยังสามารถนำมาใช้ในการจับคู่จุดเริ่มต้น-จุดปลายทาง แต่ยังมีข้อจำกัดในการจับคู่ป้ายทะเบียน เนื่องจากปัจจัยต่าง ๆ ทางด้านระบบ เช่น ซอฟแวร์ตรวจจับ และทางด้านกายภาพ เช่น ความสว่าง/ความมืด ความเร็วยานพาหนะที่วิ่งผ่าน สภาพอากาศ ความชัดของรูปป้ายทะเบียน ที่ส่งผลทำให้ประสิทธิภาพในการจับคู่ป้ายทะเบียนลดน้อยลง [7]

ดังนั้นงานวิจัยนี้มีจุดประสงค์ในการประเมินความถูกต้องของวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนเพื่อใช้ในการประมาณสัดส่วนปริมาณจราจรที่จุดต้นทางและจุดปลายทาง โดยเลือกใช้ระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ (Automatic License Plate Recognition, ALPR) ซึ่งเป็นระบบการอ่านป้ายทะเบียนของยานพาหนะที่เคลื่อนที่ผ่านจุดสังเกตและนำมาจับคู่ป้ายทะเบียนในตำแหน่งจุดเริ่มต้นและจุดปลายทางที่สนใจ และทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การประมาณจุดเริ่มต้นและจุดปลายทาง (Origin-Destination Estimation)

การประมาณจุดเริ่มต้นและจุดปลายทาง คือ การสร้างตารางการเดินทางที่สามารถบ่งบอกถึงปริมาณหรือรูปแบบการเดินทางจากจุดต้นทางไปยังจุดปลายทางที่สนใจทั้งในพื้นที่ ที่เป็นทางหลวง ทางพิเศษ หรือโครงข่ายขนาดใหญ่ ซึ่งสามารถคำนวณได้หลายวิธีทั้งการสัมภาษณ์ผู้ใช้ทาง การเก็บข้อมูลจากอุปกรณ์ตรวจวัดจราจร ระบบ GPS และระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ [2]

2.2 ระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ (Automatic License Plate Recognition, ALPR)

ระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ (ALPR) เป็นหนึ่งในมาตรการเฝ้าระวังและอำนวยความปลอดภัยสำหรับชุมชน โดยใช้เทคนิคการจดจำตัวอักษรบนภาพถ่ายป้ายทะเบียนรถ ระบบ ALPR สามารถประยุกต์ใช้ข้อมูลภาพกล้องโทรทัศน์วงจรปิด (CCTV) หรืออุปกรณ์กล้องควบคุมด้านจราจรที่ได้รับการออกแบบมาเป็นพิเศษ โดยแบ่งเป็น 3 องค์ประกอบ [13] ดังนี้

2.2.1 อุปกรณ์กล้อง

อุปกรณ์กล้องเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญที่สุดสำหรับระบบ ALPR เนื่องจากความคมชัดของภาพถ่ายจะส่งผลต่อประสิทธิภาพของของระบบ ALPR ในภาพรวม โดยทั่วไปจะนิยมใช้ทั้งในลักษณะของกล้องถ่ายภาพนิ่งและกล้องบันทึกภาพเคลื่อนไหวขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ในการใช้งาน



รูปที่ 1 อุปกรณ์กล้อง ALPR

2.2.2 ส่วนติดต่อผู้ใช้งาน

ส่วนติดต่อกับผู้ใช้เป็นส่วนสำคัญที่ช่วยเพิ่มความสะดวกในการใช้งาน โดยเฉพาะในกรณีที่เจ้าหน้าที่ต้องไปปฏิบัติงานในสนาม ซึ่งมีความจำเป็นที่จะต้องดำเนินการตรวจสอบภาพถ่ายในเวลาปัจจุบัน ทั้งนี้ ส่วนติดต่อกับผู้ใช้จะต้องมีการพัฒนาให้สามารถดำเนินการแปรผลลัพธ์ที่ได้จากภาพถ่ายเพื่อเปรียบเทียบกับระบบฐานข้อมูลป้ายทะเบียนจากหน่วยงานส่วนกลางได้ ซึ่งจะช่วยให้การระบุตัวตนของผู้ขับขี่หรือผู้ครอบครองยานพาหนะสามารถทำได้ทันที

2.2.3 ซอฟแวร์ประมวลผล

เมื่อยานพาหนะเคลื่อนที่ผ่านมุมมองของอุปกรณ์กล้องที่กำหนดไว้ ระบบจะดำเนินการถ่ายภาพป้ายทะเบียนและรูปร่างของยานพาหนะ หลังจากนั้น Algorithm จะดำเนินการวิเคราะห์และแยกข้อความต่าง ๆ ที่ปรากฏอยู่บนแผ่นป้ายทะเบียน ทั้งนี้ ความแม่นยำของระบบ ALPR จะขึ้นอยู่กับความสามารถของ Algorithm ที่ใช้ในการวิเคราะห์และแยกข้อความต่าง ๆ ที่ปรากฏอยู่บนภาพถ่ายแผ่นป้ายทะเบียน

2.3 การจับคู่ป้ายทะเบียนยานพาหนะ (License Plate Matching)

การจับคู่ป้ายทะเบียนยานพาหนะ คือ กระบวนการหลังจากที่ระบบอ่านป้ายทะเบียนทำการบันทึกภาพป้ายทะเบียน จากนั้นแปลเป็นตัวอักษรและตัวเลข แล้วจึงทำการค้นหาและจับคู่ป้ายทะเบียนที่มีหมายเลขเดียวกันในจุดต้นทางและจุดปลายทางที่สนใจ ซึ่งวิธีการจับคู่โดยใช้ทุกตัวอักษรในการจับคู่สามารถเก็บข้อมูลได้ไม่เกินร้อยละ 55 จากคู่ป้ายทะเบียนทั้งหมด [14] ซึ่งจากงานวิจัยในอดีตได้มีวิธีการจับคู่โดยการประมาณตัวอักษรที่คาดว่าจะเป็นไปได้ แทนการจับคู่ที่เหมือนกันทุกตัวอักษร เพื่อเพิ่มโอกาสในการจับคู่ ดังนี้

2.3.1 Levenshtein Edit Distance

วิธี Levenshtein Edit Distance [8] คือการคำนวณคะแนนความแตกต่างกันระหว่างสองอักษร ระหว่างชุดแรกที่เป็นต้นแบบ ชุดที่สองที่เป็นชุดเปรียบเทียบ โดยค่าความแตกต่างจะวัดจากจำนวนของการที่ต้องตัดออก แทรก และแทนที่ ในชุดอักษรที่นำมาเปรียบเทียบจนกระทั่งมีลักษณะเหมือนชุดอักษรต้นแบบทุกประการ ดังแสดงดังสมการที่ (1)

$$dist_{ED}(s_1, s_2) = \min\{d(i-1, j-1)+1, \quad d(i-1, j)+1, d(i, j-1)+1\} \tag{1}$$

โดยที่ $d(i, j)$ คือค่า Edit Distance ระหว่างอักษรของ s_1 และ s_2

2.3.2 Jaro-Winkler Distance

วิธี Jaro-Winkler Distance [15] คือวิธีการแบบหนึ่งที่ใช้วัดความเหมือนกันระหว่างสองสายอักษรจากจำนวนตัวอักษรร่วม โดย วิลเลียม วิงเคลอร์ (William Winkler) ได้นำวิธีการเปรียบเทียบสายอักษรแบบระยะทางจาโร ที่ แมททิว จาโร (Matthew Jaro) ได้นำเสนอขึ้น [8] ดังสมการที่ (2) มาปรับปรุงเพิ่มเติม จึงเรียกว่าระยะทางจาโร-วิงเคลอร์ ดังสมการที่ (3)

$$1 \quad 2 \quad - \quad \overline{|_1|} \quad \overline{|_2|} \quad \underline{|\quad|} \tag{2}$$

$$dist_{winkler}(s_1, s_2) = 1 - dist_{jaro} + \frac{P'}{10} \cdot dist_{jaro} \tag{3}$$

โดยที่ C คือ จำนวนตัวอักษรที่เหมือนกัน t คือ จำนวนของการสับเปลี่ยน $P' = \max(P, 4)$ คือ ความยาวของ prefix ที่ความยาวที่สุดของอักษร s_1 และ s_2

2.3.3 Hamming Distance

วิธี Hamming Distance [3] คือจำนวนตำแหน่งที่มีสัญลักษณ์หรืออักษรที่แตกต่างกัน กล่าวอีกนัยหนึ่ง จำนวนตัวอักษรที่ผิดพลาดที่เปลี่ยนจากข้อความหนึ่งไปเป็นอีกข้อความหนึ่ง วิธีนี้จะใช้ได้เฉพาะการผิดพลาดของอักษรประเภทการแทนที่เท่านั้น

2.3.4 n-Grams Distance

วิธี n-Grams Distance [5] คือ วิธีการวัดความเหมือนของอักษรโดยการเปลี่ยนจำนวน n-Grams ที่เหมือนกัน (sim_{ngrams}) ไปเป็นค่า distance โดยใช้สมการที่ (4)

$$dist_{ngrams}(s_1, s_2) = 1 - sim_{ngrams}(s_1, s_2) \tag{4}$$

ค่า n-Grams ที่มีความคล้ายคลึงกัน มาจากค่าสัมประสิทธิ์ Dice บ่งบอกถึงอัตราส่วนของจำนวน n-Grams ทั้งหมดที่ได้จากอักษรที่เปรียบเทียบกันและจำนวน n-Grams ทั้งหมด โดยวิธีนี้คำนวณจากสมการที่ (5)

$$sim_{ngrams}(s_1, s_2) = \frac{2 \cdot |ngrams(s_1) \cap ngrams(s_2)|}{|ngrams(s_1)| + |ngrams(s_2)|} \tag{5}$$

2.3.5 Generalized Edit Distance (GED)

โดยทั่วไปค่าที่ได้จากการทำ Edit Distance จะมีค่าเท่ากันทั้งในการแทนที่ (Substitution) การแทรก (Insertion) และการลดทอน (Deleting) แต่ในวิธี Generalized Edit Distance จะเป็นการกำหนดค่าที่แตกต่างออกไป เช่น ค่า Cost ของการแทนที่ระหว่างเลข 3 กับ เลข 8 ควรมีค่าน้อยกว่า เลข 3 กับเลข 1 เพื่อแสดงให้เห็นว่าเลข 3 กับเลข 8 มีความคล้ายคลึงกันมากกว่า

การสร้างค่า Cost ขึ้นมานั้นจะเกิดจากการสร้าง Confusion Matrix สำหรับนำไปใช้ในวิธี GED โดยสร้างจากตัวอักษรภาษาไทยและตัวเลข จากข้อมูลชุดเรียนรู้ ผลลัพธ์ที่ได้จะออกมาเป็นความความน่าจะเป็นที่มีค่า 0 ถึง 1 ของตัวอักษรและตัวเลขในระบบการอ่านป้ายทะเบียน หลังจากนั้นนำค่าจาก Confusion Matrix มาคำนวณ Distance และเลือกค่าที่น้อยที่สุดเพื่อเลือกคู่ตัวอักษรที่เหมาะสม ดังสมการที่ (6)

$$dist_{GED} = \min\left\{\sum_{k=0}^{n} \log\left(\frac{1}{p(i_k, j_k)}\right)\right\} \tag{6}$$

โดยที่ $p(i_k, j_k)$ คือค่าความน่าจะเป็นของคู่ตัวอักษร i กับตัวอักษร j

จากการทบทวนวรรณกรรมผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียน เพื่อเลือกวิธีในการจับคู่ที่มีประสิทธิภาพที่สุด ในการจับคู่ป้ายทะเบียนบนทางพิเศษ

2.4 การประเมินประสิทธิภาพการจับคู่ป้ายทะเบียน (Performance Measurement)

การประเมินประสิทธิภาพของวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียน ผู้วิจัยได้ใช้วิธีการคำนวณหาค่า P (Precision), R (Recall) และการคำนวณ F-Measure เพื่อใช้พิจารณาค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิกของค่า P กับ R โดยมีสมการดังต่อไปนี้

$$P = \frac{|TP|}{|TP| + |FP|} \tag{7}$$

$$R = \frac{|TP|}{|TP| + |FN|} \tag{8}$$

$$F - measure = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \tag{9}$$

โดยที่ TP คือ จำนวนของ True Positive Match (จำนวนป้ายทะเบียนที่มีการจับคู่ถูกต้อง) FP คือ จำนวนของ False Positive Match (จำนวนป้ายทะเบียนที่มีการจับคู่ไม่ถูกต้อง) FN คือ จำนวนของ False Negative Match (จำนวนป้ายทะเบียนที่ไม่สามารถตรวจจับได้)

2.5 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยในอดีตได้พัฒนาวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนจากระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติไว้หลายวิธี โดยผู้วิจัยได้ทำการสรุปวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนจากงานวิจัยในอดีตไว้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 สรุปงานวิจัยในอดีตที่เกี่ยวข้องกับการจับคู่ป้ายทะเบียนด้วยระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

งานวิจัย	รูปแบบป้ายทะเบียน	วิธีที่ใช้	Precision (%)	Recall (%)	F-Measure (%)
[14]	Thailand	Edit distance, GED	98.5	91.8	95.1
[6]	Australia	Deep learning	97.6	95.2	96.4
[10]	USA	GED	96.5	-	-
[9]	USA	Edit Distance	80	-	-
[4]	Bangladesh	SVM	96.5	97.1%	96.6
[11]	USA	GED	96	-	-
[1]	Saudi Arabic	Hamming Distance	96.2	-	-
[16]	Korea	Deep learning	98.4	99.19	97.62

จากงานวิจัยในอดีต จะเห็นว่าประสิทธิภาพของการจับคู่ป้ายทะเบียนในแต่ละวิธีจะมีค่าที่ใกล้เคียงกันประมาณ 90% และผู้วิจัยได้เลือกใช้วิธีในการจับคู่รูปแบบป้ายทะเบียนแบบ Generalized Edit Distance (GED) เนื่องจากเป็นวิธีที่พัฒนามากจาก Edit Distance ให้ความถูกต้องสูงกว่าวิธีอื่น และไม่ต้องใช้ข้อมูลและเวลาในการเก็บข้อมูลจำนวนมากเหมือนวิธี Deep learning ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการจับคู่ในแต่ละวิธี และนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพกันเพื่อหาวิธีที่เหมาะสมกับข้อมูลในงานวิจัย

3. การเก็บข้อมูล

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

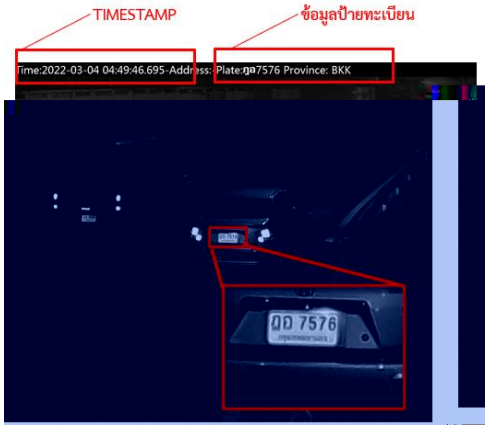
ข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัย ผู้วิจัยได้เก็บจากระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติที่ติดตั้งบนทางพิเศษศรีรัช ระยะทางประมาณ 5 กิโลเมตร ดังรูปที่ 2 โดยเก็บข้อมูลจากจุดต้นทาง 1 จุด (O_1) บริเวณบนสายทางหลัก และเลือกจุดปลายทาง 2 จุด (D_1 และ D_2) บริเวณทางเบี่ยงลง



รูปที่ 2 แผนที่ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์

3.2 วิธีการเก็บข้อมูล

ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลโดยการติดตั้งกล้องที่จุดต้นทางและจุดปลายทาง โดยมีลักษณะภาพการเก็บข้อมูลจากระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ตัวอย่างภาพจากระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

ข้อมูลในงานวิจัยประกอบไปด้วยป้ายทะเบียนทั้งหมด 9,794 ป้ายทะเบียน เป็นข้อมูลทั้งหมด 2 วัน ได้แก่ วันที่ 5 เมษายน 2565 เวลา 10:00-12:00 และวันที่ 8 เมษายน 2565 เวลา 11:00-12:00 โดยเก็บจากระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติกับการอ่านป้ายทะเบียนจริงจากภาพวิดีโอโดยตรง ซึ่งผู้วิจัยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุดข้อมูลได้แก่ ข้อมูลวันที่ 5 เมษายน ใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Dataset) ใช้ในการสร้างตาราง Confusion Matrix จำนวน 6,676 ป้าย (จุดต้นทาง O_1 = 3,620 ป้าย จุดปลายทาง D_1 = 1,550 ป้าย จุดปลายทาง D_2 = 1,506 ป้าย) และข้อมูลวันที่ 8 เมษายน ใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับทดสอบทั้งหมด 3118 ป้าย (จุดต้นทาง O_1 = 2,213 ป้าย จุดปลายทาง D_1 = 262 ป้าย จุดปลายทาง D_2 = 643 ป้าย) ซึ่งมีป้ายทะเบียนที่จับคู่ได้ทั้งหมด 126 คู่หรือคิดเป็นร้อยละ 6 ของปริมาณรถที่จุดต้นทาง

3.3 การถอดข้อมูล

ผู้วิจัยได้ทำการถอดข้อมูลป้ายทะเบียนจากระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ โดยการอ่านป้ายทะเบียนจริงจากรูปภาพป้ายทะเบียนเพิ่มในหัวตาราง Ground Truth โดยแสดงตัวอย่างข้อมูลหลังการถอดข้อมูลดังตารางที่ 2 โดยแสดงหัวตาราง ได้แก่ License Plate (หมายเลขป้ายทะเบียนที่ระบบอ่านได้) Ground Truth (หมายเลขป้ายทะเบียนที่อ่านจากภาพป้ายทะเบียน) Camera ID (หมายเลขอุปกรณ์) Province Code (จังหวัดที่ระบบอ่านได้) และ Source Date (เวลาที่ระบบตรวจจับป้ายทะเบียน) ตามลำดับ

ตารางที่ 2 ตัวอย่างการถอดข้อมูลจากระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

License Plate	Ground Truth	Camera ID	Province Code	Source Date
3กฒ1994	3กฒ1994	SESI05	BKK.Plate	2022-03-18 10:16:18
2กษ8046	2กบ8046	SESI05	BKK.Plate	2022-03-18 09:45:15
กง9462	กง9462	SESI05	CBI.Plate	2022-03-18 07:47:21

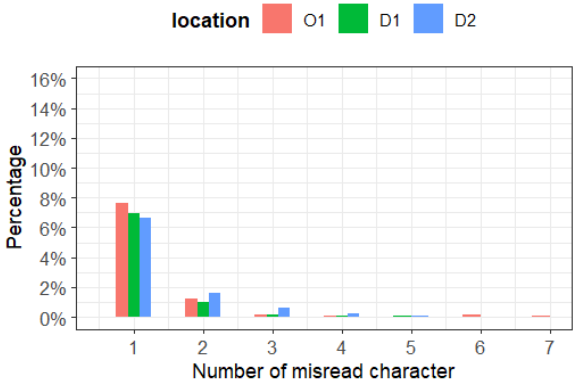
4. ระเบียบวิธีวิจัย

ผู้วิจัยได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลป้ายทะเบียน หลังจากนั้นจึงเริ่มถอดข้อมูล และนำมาวิเคราะห์ข้อมูลความถูกต้องของการอ่านป้ายทะเบียน ได้แก่ การวิเคราะห์จำนวนตัวอักษรที่ระบบอ่านผิดพลาด ประเภทการอ่านป้ายทะเบียนผิดพลาด และตัวอักษรที่ระบบอ่านผิดบ่อย หลังจากนั้นจึงทำการการจับคู่ป้ายทะเบียนด้วยวิธี GED โดยมีการสร้าง Confusion Matrix และทำการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของการอ่านป้ายทะเบียน และการจับคู่ป้ายทะเบียนของระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ โดยมีขั้นตอนระเบียบวิธีวิจัยดังต่อไปนี้

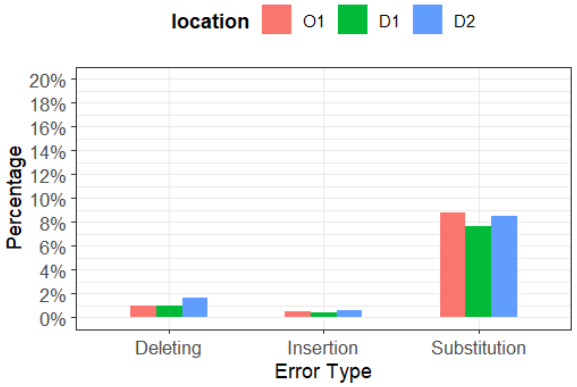
- เก็บข้อมูลป้ายทะเบียน
- ถอดข้อมูลป้ายทะเบียน (จากรูปป้ายทะเบียนจริง)
- วิเคราะห์ความถูกต้องของการอ่านป้ายทะเบียน
- ดำเนินการจับคู่ป้ายทะเบียน
- ประเมินประสิทธิภาพการอ่านป้ายทะเบียน
- ประเมินประสิทธิภาพการจับคู่ป้ายทะเบียน
- อภิปรายผลศึกษา
- สรุปผลการศึกษา

4.1 การวิเคราะห์ความถูกต้องของการอ่านป้ายทะเบียน

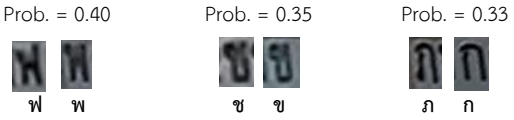
ผู้วิจัยได้ทำการถอดข้อมูลป้ายทะเบียนและนำมาวิเคราะห์ข้อมูลความถูกต้องของการอ่านป้ายทะเบียน โดยรูปที่ 4 แสดงร้อยละจำนวนการอ่านตัวอักษรผิดแต่ของตำแหน่งกล้องทั้ง 3 จุด ซึ่งพบว่าทั้ง 3 ตำแหน่งมีจำนวนตัวอักษรที่ระบบมักอ่านผิดอยู่ที่ 1 ตัวมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณร้อยละ 7 และรูปที่ 5 แสดงประเภทการอ่านป้ายทะเบียนผิด โดยแบ่งเป็น 3 ประเภท ได้แก่ การลดทอน (Deleting), การแทรก (Insertion), การแทนที่ (Substitution) ซึ่งพบว่า ประเภทการอ่านป้ายทะเบียนผิดที่มากที่สุดคือการแทนที่ ซึ่งมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 8.3 นอกจากนี้ ผู้วิจัยได้แสดงตัวอักษรที่ระบบมักอ่านผิดสามอันดับแรกและความน่าจะเป็นที่ระบบจะอ่านผิดดังรูปที่ 6



รูปที่ 4 ร้อยละของจำนวนการอ่านตัวอักษรผิดจากระบบอ่านป้ายทะเบียน



รูปที่ 5 ร้อยละของการอ่านป้ายทะเบียนผิดแต่ละประเภทจากระบบอ่านป้ายทะเบียน



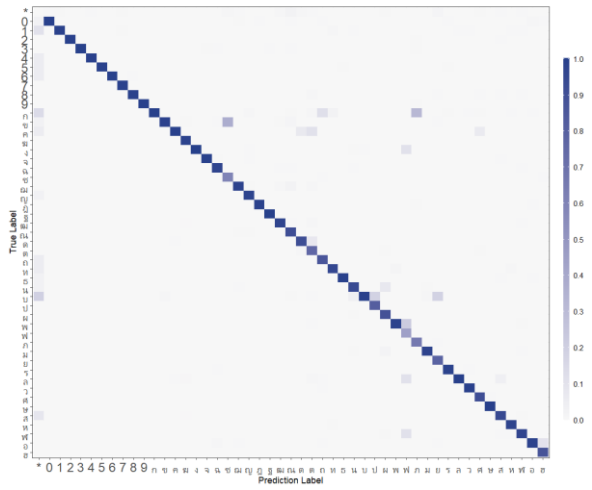
รูปที่ 6 ตัวอักษรสามลำดับแรกที่ระบบอ่านป้ายทะเบียนมักจะอ่านผิด

4.2 การจับคู่ป้ายทะเบียน

ชุดข้อมูลที่แบ่งไว้เป็นชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้และข้อมูลสำหรับทดสอบเพื่อใช้ในขั้นตอนการจับคู่ป้ายทะเบียนดังต่อไปนี้

ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ใช้ในการสร้าง Confusion Matrix หนึ่งตารางเพื่อใช้ในวิธี GED ซึ่งใน Confusion Matrix โดยจะแสดงความน่าจะเป็นของตัวอักษรที่คาดว่าจะเป็นไปได้ของระบบอ่านป้ายทะเบียนดังรูปที่ 7 โดยยิ่งค่าความน่าจะเป็นมีค่าสูงแสดงว่ามีโอกาสเป็นไปได้สูงที่ตัวอักษรที่คาดการณ์กับตัวอักษรจริงจะมีค่าเดียวกัน

ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการจับคู่โดยใช้ข้อมูลป้ายทะเบียนที่เก็บรวบรวมได้ในวันที่ 8 เมษายน 2565 เวลา 11:00-12:00



รูปที่ 7 Confusion Matrix ของตัวอักษรป้ายทะเบียนของประเทศไทยจากระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

หลังจากใช้ข้อมูลทดสอบในการจับคู่ป้ายทะเบียนด้วยวิธี GED จะได้ผลลัพธ์เป็นค่า GED Distance โดยเลือกคู่ที่มีค่า GED Distance ที่มีค่าน้อยที่สุด แล้วทำการกำหนด GED Threshold เพื่อใช้คัดกรองค่าที่ GED Distance ที่เหมาะสมในการจับคู่ป้ายทะเบียน

5. ผลการประเมินประสิทธิภาพของการอ่านป้ายทะเบียน

5.1 สัดส่วนปริมาณจราจรของระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

ผู้วิจัยได้ทำการถอดข้อมูลจากป้ายทะเบียน และการนับรถจากวิดีโอที่ติดตั้งอยู่ในตำแหน่งเดียวกัน เพื่อคำนวณอัตราส่วนของกล้องในระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ โดยแบ่งเป็น กล้องที่ทางเข้า ทางออก และบนสายทาง และแบ่งตามช่วงเวลาและสภาพแสงที่ส่งผลต่อการเก็บข้อมูล โดยแบ่งตามช่วงเวลา ได้แก่ ช่วงนอกเวลาเร่งด่วนเช้า (07:00-07:30) ที่สภาพจราจรการไหลปกติ ซึ่งมีการกระจายตัวของปริมาณจราจรอยู่ที่ร้อยละ 38 ของปริมาณจราจรทั้งหมด ช่วงเวลาเร่งด่วนเย็น (17:00-17:30) ที่สภาพจราจรติดขัด ซึ่งมีการกระจายตัวของปริมาณจราจรอยู่ที่ร้อยละ 50 ของปริมาณจราจรทั้งหมด และช่วงเวลากลางคืน (22:00-22:30) ที่สภาพแสงน้อย ซึ่งมีการกระจายตัวของปริมาณจราจรอยู่ที่ร้อยละ 12 ของปริมาณจราจรทั้งหมด โดยมีการเก็บรวบรวมปริมาณจราจรรวมทั้งสิ้น 9,485 คัน ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 3 แสดงหัวตารางดังนี้ Ramp Type (ตำแหน่งที่ติดตั้งกล้องอ่านป้ายทะเบียน) No. of lanes (จำนวนช่องจราจร) Condition (สภาพการจราจร) Period (ช่วงเวลา) และ Detection Rate (สัดส่วนปริมาณจราจร)

ตารางที่ 3 สัดส่วนปริมาณจราจรของระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

Ramp Type	No. of lane	Traffic Condition	Period	Detection Rate (%)
On-ramp	2	Off-Peak	07:00-07:30	81.1%
		Peak	17:00-17:30	91.0%
		Night	22:00-22:30	78.8%
Off-ramp	2	Off-Peak	07:00-07:30	98.4%
		Peak	17:00-17:30	99.0%
		Night	22:00-22:30	97.9%
Mainline	4	Off-Peak	07:00-07:30	36.8%
		Peak	17:00-17:30	52.4%
		Night	22:00-22:30	76.8%

จากตารางที่ 3 พบว่าช่วงเวลาเร่งด่วนระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติสามารถเก็บปริมาณจราจรได้ร้อยละ 80.6 ซึ่งมากกว่าช่วงนอกเวลาเร่งด่วนอยู่ที่สามารถเก็บปริมาณจราจรได้ร้อยละ 72.3

นอกจากนี้กล้องที่ตำแหน่งบนสายทางจะมีการเก็บปริมาณจราจรได้น้อยกว่าตำแหน่งอื่นอยู่ที่ร้อยละ 55.3 เนื่องจากเป็นตำแหน่งที่รถวิ่งด้วยความเร็วปกติไม่มีการชะลอความเร็วเหมือนตำแหน่งทางเบี่ยงขึ้นหรือทางเบี่ยงลง และมีจำนวนช่องทางจราจรมากกว่าตำแหน่งอื่น

5.2 ความถูกต้องของการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

ผู้วิจัยได้ทำการถอดข้อมูลจากป้ายทะเบียน และการนับรถจากวิดีโอที่ติดตั้งอยู่ในตำแหน่งเดียวกัน เพื่อคำนวณหาความถูกต้องในการอ่านป้ายทะเบียนของกล้องในระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ โดยแบ่งเป็น กล้องที่ทางเข้า ทางออก และบนสายทาง โดยแบ่งตามช่วงเวลา ได้แก่ ช่วงนอกเวลาเร่งด่วนเช้า (07:00-07:30) ช่วงเวลาเร่งด่วนเย็น (17:00-17:30) และช่วงเวลากลางคืน (22:00-22:30) ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 4 แสดงหัวตารางดังนี้ Ramp Type (ตำแหน่งที่ติดตั้งกล้องอ่านป้ายทะเบียน) No. of lanes (จำนวนช่องจราจร) Condition (สภาพการจราจร) Period (ช่วงเวลา) และ Accuracy (ความแม่นยำของการอ่านป้ายทะเบียน)

ตารางที่ 4 ความถูกต้องของการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

Ramp Type	No. of lanes	Traffic Condition	Period	Accuracy (%)
On-ramp	2	Off-Peak	07:00-07:30	97.3%
		Peak	17:00-17:30	98.6%
		Night	22:00-22:30	72.1%
Off-ramp	2	Off-Peak	07:00-07:30	98.0%
		Peak	17:00-17:30	95.8%
		Night	22:00-22:30	67.2%
Mainline	4	Off-Peak	07:00-07:30	64.0%
		Peak	17:00-17:30	70.4%
		Night	22:00-22:30	48.5%

จากตารางที่ 4 พบว่าช่วงเวลาเร่งด่วนความแม่นยำของระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติอยู่ที่ร้อยละ 88.3 ในขณะที่นอกช่วงเวลาเร่งด่วนมีความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 86.4 โดยกล้องที่ตำแหน่งบนสายทางจะมีค่าความแม่นยำต่ำกว่าตำแหน่งอื่น เนื่องจากเป็นตำแหน่งที่รถวิ่งด้วยความเร็วปกติไม่มีการชะลอความเร็วเหมือนตำแหน่งทางเบี่ยงขึ้นหรือทางเบี่ยงลง และมีจำนวนช่องจราจรมากกว่าตำแหน่งอื่น

นอกจากนี้ในช่วงเวลากลางวันความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 87.4 ในขณะที่ช่วงกลางคืนความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 62.6 เนื่องจากแสงสว่างส่งผลต่อความแม่นยำของระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ

6. ผลการประเมินประสิทธิภาพของการจับคู่ป้ายทะเบียน

ผู้วิจัยได้แสดงตัวอย่างผลการจับคู่ป้ายทะเบียนดัง

ตารางที่ 5 โดย หัวตารางแสดง No (ลำดับตัวอย่าง) Origin (เลขป้ายทะเบียนที่จุดต้นทาง) Destination (เลขป้ายทะเบียนที่จุดปลายทาง) No. of Diff (จำนวนตัวอักษรที่อ่านผิด) Dist (ค่า GED Distance ของคู่ป้ายทะเบียนที่ จับคู่ได้) และ Matching Result (ประเภทการจับคู่) ตามลำดับ ซึ่งตัวอย่างที่ 1 และ 2 ใน

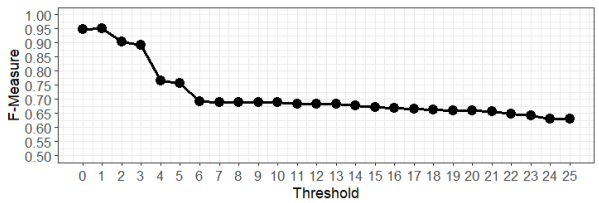
ตารางที่ 5 แสดงการจับคู่แบบถูกต้อง (True Positive, TP) ตัวอย่างที่ 3 แทนการจับคู่แบบไม่ถูกต้อง (False Positive, FP) และตัวอย่างที่ 4 แทนป้ายที่ไม่สามารถจับคู่ได้ (False Negative, FN)

ตารางที่ 5 ตัวอย่างผลลัพธ์การจับคู่ป้ายทะเบียน

No	Origin	Destination	No. of Diff	Dist	Matching Result
1	ส1059 (ส1059)	ล1059 (ส1059)	1	3.27	TP
2	ฒป5928 (ฒบ5228)	ฒบ5228 (ฒบ5228)	2	18.58	TP
3	862956 (882956)	957469 (957469)	6	6.00	FP
4	นกฮ38 (1กฮ3817)	1ก3817 (1กฮ3817)	4	65.82	FN

หมายเหตุ () = ป้ายทะเบียนจริง (Ground Truth)

หลังจากผู้วิจัยได้ใช้วิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนอัตโนมัติ ผู้วิจัยได้ทำกำหนด GED Threshold เพื่อใช้ในการคัดกรองค่า GED Distance ที่เหมาะสมโดยแสดงดังกราฟในรูปที่ 8 แกนตั้งคือค่า F-Measure และแกนนอนคือค่า Threshold ผู้วิจัยทำการปรับค่า Threshold จากค่า 0-25 พบว่าค่า GED Threshold เท่ากับ 1 เป็นค่าที่เหมาะสมกับการนำมาใช้คัดกรองค่า GED Distance เนื่องจากเป็นค่าที่ทำให้ค่า F-measure สูงสุด ซึ่งแปลว่าเป็นค่าที่ทำให้วิธี GED มีความแม่นยำสูงที่สุด



รูปที่ 8 ค่า F-Measure ของการจับคู่ป้ายทะเบียนวิธี GED ใน Threshold ที่แตกต่างกัน

ตารางที่ 6 ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจับคู่วิธี GED เทียบกับวิธีการจับคู่ทุกตัวอักษร (Exact Match) โดยค่า Precision, Recall และ F-Measure ยิ่งมีเข้าใกล้ 1 หมายความว่าวิธีการจับคู่นั้นจะยิ่งมีความแม่นยำมากขึ้นเช่นกัน ซึ่งจากตารางที่ 6 พบว่าวิธี GED จะให้ความแม่นยำมากกว่าวิธี Exact Match เพราะสามารถจับคู่ป้ายทะเบียนในกรณีที่ระบบมีการอ่านตัวอักษรผิดพลาดได้

ตารางที่ 6 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพการจับคู่ป้ายทะเบียน

Methods	Precision	Recall	F-measure
GED	1.00	0.938	0.968
Exact Match	1.00	0.927	0.927

หลังจากนั้นผู้วิจัยได้นำวิธี GED และ Exact Match มาจับคู่ป้ายทะเบียนเพื่อประมาณสัดส่วนปริมาณจราจรที่จุดเริ่มต้น-จุดปลายทาง ได้ผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 7

ตารางที่ 7 สัดส่วนปริมาณจราจรที่จุดเริ่มต้น-จุดปลายทาง

Methods	O_i \ D_i	D_1	D_2
GED	O_1	0.94	0.94
Exact Match	O_1	0.94	0.95

จากตารางที่ 7 พบว่าจากการจับคู่วิธี GED สามารถจับคู่ได้ประมาณร้อยละ 95 ของรถทั้งหมดที่ผ่านจุดเริ่มต้น-จุดปลายทางนั้น ซึ่งสามารถตรวจจับได้มากกว่าวิธีการจับคู่วิธี Exact Match

7. การอภิปรายผลการศึกษา

จากผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพของการอ่านป้ายทะเบียน พบว่า สภาพจราจรและสภาพแสงส่งผลต่อการเก็บข้อมูลของระบบการอ่านป้ายทะเบียน ซึ่งในช่วงเวลากลางวันสามารถเก็บปริมาณจราจรและมีความแม่นยำในการอ่านป้ายทะเบียนมากกว่าในช่วงเวลากลางคืน รวมไปถึงตำแหน่งการเก็บข้อมูล โดยตำแหน่งอุปกรณ์ที่ติดตั้งบนสายทางจะมีสัดส่วนปริมาณจราจรและความแม่นยำน้อยกว่าในตำแหน่งที่ติดตั้งอุปกรณ์บริเวณอื่น ได้แก่ ทางขึ้น และทางลง สาเหตุเนื่องจากมีช่องจราจรมากกว่าตำแหน่งอื่น และรถที่วิ่งขณะอยู่บนสายทางจะมีความเร็วมากกว่าตำแหน่งอื่น และในส่วนวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนด้วยวิธี GED พบว่ามีความแม่นยำมากกว่าวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนแบบครบทุกตัวอักษร แต่เนื่องจากในงานวิจัยนี้มีค่าความแม่นยำของระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติในช่วงที่เก็บข้อมูลอยู่ที่ร้อยละ 92 ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างสูง จึงทำให้งานวิจัยนี้สามารถกำหนดเกณฑ์ความแตกต่างที่ต่ำได้ (Threshold=1) เพราะผลลัพธ์ที่ได้จากการอ่านป้ายทะเบียนมีความน่าเชื่อถือค่อนข้างสูง ซึ่งต่างจากงานวิจัยในอดีต [10, 14] ที่ใช้เกณฑ์ความแตกต่างที่มีค่ามากกว่า 1 เนื่องจาก ความแม่นยำในการอ่านป้ายทะเบียนอยู่ที่เพียงร้อย

ละ 55-80 ซึ่งมีความแม่นยำน้อยกว่าระบบอ่านป้ายทะเบียนแบบอัตโนมัติในงานวิจัยนี้

8. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ระบบการอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติ (Automatic License Plate Recognition, ALPR) ซึ่งเป็นระบบการอ่านป้ายทะเบียนและนำป้ายทะเบียนมาจับคู่ในตำแหน่งจุดเริ่มต้นและจุดปลายทางที่สนใจ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้พัฒนาวิธีการจับคู่ข้อมูลป้ายทะเบียน ที่อ่านได้จากระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติในการประมาณสัดส่วนจุดต้นทางและปลายทางบนทางพิเศษ ซึ่งระบบอ่านป้ายทะเบียนสามารถเก็บข้อมูลได้ร้อยละ 80 จากปริมาณจราจรจริง และมีความแม่นยำในการอ่านหมายเลขป้ายทะเบียนอยู่ที่ร้อยละ 88.3 ในช่วงเวลากลางวันและร้อยละ 86.4 ในช่วงเวลากลางคืน โดยเทียบกับการอ่านป้ายทะเบียนจริงจากภาพวิดีโอ นอกจากนี้ยังพบว่าวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียนวิธี GED ที่ค่า Threshold เท่ากับ 1 ซึ่งสรุปได้ว่าวิธีการจับคู่ป้ายทะเบียน โดยใช้ข้อมูลจากระบบอ่านป้ายทะเบียนอัตโนมัติของงานวิจัยนี้ มีค่าความถูกต้องสูง และมีความน่าเชื่อถือ สามารถช่วยให้จับคู่ป้ายนทะเบียนเพิ่มมากขึ้น และสามารถนำมานำประยุกต์ใช้ในการประมาณสัดส่วนปริมาณจราจรที่จุดเริ่มต้นและจุดปลายทางของการเดินทาง แทนการจับคู่ป้ายทะเบียนแบบครบทุกตัวอักษรได้

9. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณทีมงานสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง พนักงานและลูกจ้างการทางพิเศษแห่งประเทศไทยทุกท่านที่ได้เอื้อเฟื้อข้อมูลและให้ความช่วยเหลือในการดำเนินการวิจัยนี้

เอกสารอ้างอิง

[1] Chiou, Y.-C., Lan, L. W., Tseng, C.-M., & Fan, C.-C. (2011). Optimal locations of license plate recognition to enhance the origin-destination matrix estimation. *Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies Vol. 8 (The 9th International Conference of Eastern Asia Society for Transportation Studies, 2011)*, 297.

[2]Ekowicaksono, I., Bukhari, F., & Aman, A. (2016). Estimating origin-destination matrix of bogor city using gravity model. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *31*(1), 12021.

[3] Hamming, R. W. (1950). Error detecting and error correcting codes. *The Bell System Technical Journal*, *29*(2), 147–160.

[4] Islam, R., Islam, M. R., & Talukder, K. H. (2020). An efficient method for extraction and recognition of bangla characters from vehicle license plates. *Multimedia Tools and Applications*, *79*(27), 20107–20132.

[5] Kukich, K. (1992). Techniques for automatically correcting words in text. *Acm Computing Surveys (CSUR)*, *24*(4), 377–439.

[6] Li, H., & Shen, C. (2016). Reading car license plates using deep convolutional neural networks and LSTMs. *ArXiv Preprint ArXiv:1601.05610*.

[7] Nakanishi, Y. J., & Western, J. (2005). Ensuring the security of transportation facilities: evaluation of advanced vehicle identification technologies. *Transportation Research Record*, *1938*(1), 9–16.

[8] Navarro, G. (2001). A guided tour to approximate string matching. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, *33*(1), 31–88.

[9] Oliveira-Neto, F. M., Han, L. D., & Jeong, M. K. (2009). Tracking large trucks in real time with license plate recognition and text-mining techniques. *Transportation Research Record*, *2121*(1), 121–127.

[10] Oliveira-Neto, F. M., Han, L. D., & Jeong, M. K. (2012). Online license plate matching procedures using license-plate recognition machines and new weighted edit distance. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *21*(1), 306–320.

[11] Oliveira-Neto, F. M., Han, L. D., & Jeong, M. K. (2013). An online self-learning algorithm for license plate matching. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, *14*(4), 1806–1816.

[12] Praphananurak, K., Sanghitkul, W., Chovichien, V., & Watanachaturaporn, P. (2017). A framework for origin-destination estimation using license plate recognition for Thai rural traffic. *2017 9th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, 1–5.

[13] Roberts, D. J., & Casanova, M. (2012). *Automated license plate recognition systems: Policy and operational guidance for law enforcement*.

[14] Watcharapinchai, N., & Rujikietgumjorn, S. (2017). Approximate license plate string matching for vehicle re-identification. *2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, 1–6.

[15] Winkler, W. E. (1999). The state of record linkage and current research problems. *Statistical Research Division,*

US Census Bureau.

[16] Yoo, S. B., & Han, M. (2020). Temporal matching prior network for vehicle license plate detection and recognition in videos. *ETRI Journal*, *42*(3), 411–419.