

การพัฒนาาระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติบนทางพิเศษภายใต้สภาพจราจรหนาแน่น Development of Expressway Automatic Incident Detection System under Heavy Traffic Volume Condition

ชาญเวทย์ หริพิชัย¹, อานุพล กฤษดาภิรมมิตร², สุรเชษฐ์ ประวีณวงศ์วุฒิ³ และ ศักดิ์ดา พรหมไว⁴

^{1, 2, 3, 4} กองวิจัยและพัฒนาวิศวกรรมระบบทางพิเศษ การทางพิเศษแห่งประเทศไทย จตุจักร กรุงเทพมหานคร 10900

E-mail: ¹ charnwet.har@gmail.com, ² anupon.kit@gmail.com, ³ surachet_pra@exat.co.th, ⁴ sakda@exat.co.th

บทคัดย่อ

การเกิดอุบัติเหตุในแต่ละครั้งบนทางพิเศษ (ทางด่วน) หากไม่มีการแจ้งเตือนให้ผู้ขับขี่และเจ้าหน้าที่กู้ภัยได้รับทราบอย่างรวดเร็ว อาจส่งผลกระทบต่อหลายประการซึ่งอาจก่อให้เกิดความสูญเสียมากยิ่งขึ้น เช่น การเกิดอุบัติเหตุซ้ำซ้อน การจราจรติดขัดสะสม และความล่าช้าในการเข้าช่วยเหลือผู้บาดเจ็บ การทางพิเศษแห่งประเทศไทย (กทพ.) ตระหนักถึงความสำคัญในการลดความสูญเสีย จึงได้ริเริ่มทดสอบและพัฒนาาระบบตรวจจับอุบัติเหตุแบบอัตโนมัติโดยนำข้อมูลที่ได้จากกล้องตรวจวัดสภาพจราจรแบบประมวลผลภาพ (Image Processing Detection System: IDS) ซึ่งประกอบด้วย ความเร็ว อัตราการไหล และการครอบครองผิวจราจร มาพัฒนาาระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติ บทความนี้ได้นำเสนอการพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติ โดยใช้ข้อมูลจากกล้องตรวจวัดสภาพจราจร ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้จะมุ่งเน้นการพัฒนาอัลกอริทึมภายใต้สภาวะจราจรหนาแน่น บนทางพิเศษกาญจนาภิเษก ซึ่งเป็นทางพิเศษในความรับผิดชอบของการทางพิเศษแห่งประเทศไทย (กทพ.) และมีกล้องตรวจวัดสภาพจราจรแบบประมวลผลภาพติดตั้งไว้อยู่แล้วเพื่อใช้ในวัตถุประสงค์อื่น โดยการพัฒนาอัลกอริทึมในการศึกษานี้อยู่บนพื้นฐานของทฤษฎี California Algorithm และ McMaster Algorithm ซึ่งมีตัวแปรที่บ่งบอกถึงประสิทธิภาพ อันได้แก่ อัตราการตรวจจับ (Detection Rate: DR) เวลาที่ใช้ในการตรวจจับ (Time to Detect: TTD) และอัตราการแจ้งเตือนผิดพลาด (False Alarm Rate: FAR) จากการศึกษาทดสอบระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้น พบว่า อัตราการตรวจจับมีค่าระหว่าง 87.5-100 เปอร์เซ็นต์ เวลาที่ใช้ในการตรวจจับมีค่าระหว่าง 6.5-16 นาที (เนื่องจากกล้องตรวจวัดสภาพจราจรอยู่ห่างกันมาก) และอัตราการแจ้งเตือนผิดพลาดมีค่าระหว่าง 0.0-1.0 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งผลจากการพัฒนาระบบการแจ้งเตือนแบบอัตโนมัติสามารถแจ้งเตือนได้เร็วกว่าการตรวจสอบของพนักงานประมาณ 1-2 นาที นอกจากนี้ยังสามารถระบุตำแหน่งของการเกิดอุบัติเหตุได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ระบบตรวจจับอุบัติเหตุ, อัตราการตรวจจับ, เวลาที่ใช้ในการตรวจจับ, อัตราการแจ้งเตือนผิดพลาด

Abstract

For each of incident on an expressway, if there is no information to other drivers and to the rescue team on a timely manner, the incident could affect many aspects of which may cause loss even more. Examples include secondary incidents, accumulated traffic congestion, and delays in the rescue of the wounded. The Expressway Authority of Thailand (EXAT) realized in the importance of reducing loss, therefore, initiated an effort to research and

development of automatic incident detection (AID) algorithm using traffic sensor data, which include speed, flow, and occupancy from the Image Processing Detection System (IDS). This paper presents the development of an AID algorithm using real traffic sensor data. The focus of this study is to develop an AID algorithm under heavy traffic volume condition on an expressway. Kamchana Pisek Expressway, one of expressways operated by EXAT, was chosen because traffic sensors were already installed for other purposes. The AID algorithm developed in this study is based on California and McMaster algorithms. The performance indicators of the AID algorithm are detection rate (DR), time to detect (TTD) and false alarm rate (FAR). The test results indicate DR within the range of 87.5-100 percent, TTD within the range of 6.5-16 minutes (given that traffic sensors are quite far apart), and FAR within the range of 0.0-1.0 percent. The proposed AID algorithm is able to detect incidents more quickly than traffic control officers, around 1 to 2 minutes. Moreover, it is able to identify locations of incidents accurately and efficiently.

Keywords: accident detection system, detection rate, time of detection, false alarm rate.

1. คำนำ

อุบัติเหตุที่เกิดขึ้นบนทางพิเศษในช่วงเวลา 5 ย้อนหลังที่ผ่านมา โดยเฉลี่ยเกิดขึ้นประมาณ 1,200 ครั้งต่อปี และสถิติของการเกิดอุบัติเหตุบนทางพิเศษในช่วงเวลา 5 ย้อนหลังที่ผ่านมา พบว่ามีประมาณ 28,000 รายต่อปี ทั้งอุบัติเหตุและรถขัดข้องบนทางพิเศษรวมเรียกว่าอุบัติเหตุครั้งนั้น เมื่อเกิดขึ้นในแต่ละครั้ง หากไม่มีการแจ้งเตือนให้ผู้ขับขี่รับทราบถึงสภาพการจราจรได้อย่างรวดเร็ว อาจส่งผลกระทบต่อหลายประการ เช่น การเกิดอุบัติเหตุซ้ำซ้อน ความปลอดภัยในการใช้เส้นทางลดลง ใช้เวลาการเดินทางเพิ่มมากขึ้น เกิดมลภาวะทางอากาศจากการจราจรติดขัด และสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงมากขึ้น

ในหลายๆ ประเทศได้พัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุแบบอัตโนมัติขึ้น เพื่อตรวจจับอุบัติเหตุบนทางพิเศษและแจ้งเตือนไปยังผู้ขับขี่รวมถึงหน่วยกู้ภัย เพื่อให้รับทราบการเกิดอุบัติเหตุได้รวดเร็ว และใช้เป็นข้อมูลในการตัดสินใจเปลี่ยนเส้นทาง หรือเพิ่มความระมัดระวังก่อนถึงจุดเกิดอุบัติเหตุกันนั้น โดยแจ้งเตือนผ่านทางป้ายข้อความปรับเปลี่ยนได้ (Variable Message Sign: VMS) เว็บไซต์ โทรศัพท์เคลื่อนที่ และอุปกรณ์นำทาง (Navigator) เป็นต้น นอกจากนี้ระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติยังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการบริหารจัดการจราจรกรณีเกิดอุบัติเหตุ เช่น การจำกัดจำนวนรถที่ทางขึ้น-ลงการจำกัดการใช้ความเร็ว รวมไปถึงการลดเวลาในการเข้าช่วยเหลือผู้บาดเจ็บของหน่วยกู้ภัยเมื่อผู้ขับขี่สามารถวาง

แผนการเดินทางหรือเปลี่ยนเส้นทางเพื่อหลบเลี่ยงเส้นทางที่มีอุบัติเหตุการจราจร จะสามารถลดการจราจรติดขัดสะสม ลดเวลาและลดค่าใช้จ่ายการเดินทาง รวมไปถึงการลดการใช้พลังงานเชื้อเพลิง นอกจากนี้ผลการวิจัยในต่างประเทศพบว่าเมื่อนำระบบตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรอัตโนมัติมาใช้ จะสามารถลดการเกิดอุบัติเหตุการจราจรขึ้นโดยรวมถึง 28% อย่างไรก็ตามระบบดังกล่าวจะต้องมีการพัฒนา Algorithm เพื่อปรับใช้ให้เหมาะสมกับสภาพจราจร แต่ละสายทางจึงจะส่งผลให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด

2. ทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การพัฒนาการตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรอาศัยข้อมูล 2 ส่วน คือ การเก็บรวบรวมข้อมูล และการพัฒนา Data Mining โดยเก็บสำรวจข้อมูลการจราจร ได้แก่ ความเร็ว อัตราการไหล และการครอบครองผิวจราจร เป็นต้น ที่ได้จากอุปกรณ์ตรวจวัดสภาพจราจร ในการศึกษาจะใช้ข้อมูลจราจรจากกล้อง IDS ที่ติดตั้งบนทางพิเศษกาญจนาภิเษก ซึ่งจะสามารถเก็บข้อมูลความเร็ว จำนวนยานพาหนะ, ประเภท (หรือความยาว)

จากลักษณะตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์ตรวจวัดสภาพการจราจรที่กทพ. ติดตั้งในปัจจุบันมีระยะห่างระหว่างอุปกรณ์ค่อนข้างมากจึงส่งผลกระทบต่อพัฒนาการระบบตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรที่มีประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือมีความซับซ้อนเพิ่มขึ้น โดยในบทความนี้จะมุ่งเน้นการศึกษาเฉพาะการพัฒนาการตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรภายใต้สภาพจราจรหนาแน่น ซึ่ง Algorithm ระบบตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรในปัจจุบัน มักพัฒนาเพื่อตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรภายใต้สภาพจราจรหนาแน่น ในทางวิศวกรรมจราจรได้แบ่งเป็นระดับการให้บริการ Level of Service (LOS) เป็นระดับ C, D, E, F จากสภาพการจราจรเคลื่อนตัวได้ไปจนถึงสภาพการจราจรติดขัด Algorithm ที่พัฒนาจะอาศัยสมมติฐานของค่าตัวแปรของกระแสจราจร ได้แก่ ระยะเวลารอคอย, อัตราการไหล, และความล่าช้า ซึ่งหากพบว่ามีค่าเปลี่ยนแปลงอย่างสูงและกะทันหันแสดงว่าอาจมีอุบัติเหตุการจราจรเกิดขึ้น ซึ่งจากการทบทวนงานวิจัย พบว่า Algorithm ตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรภายใต้สภาพจราจรหนาแน่นนี้สามารถแบ่งได้เป็น 6 กลุ่ม ได้แก่ 1) Comparative Algorithm 2) Statistical Algorithm 3) Smoothing and Filtering Algorithm 4) Traffic Modeling Algorithm 5) AI Algorithm 6) Image Processing Algorithm จากการพิจารณาความเหมาะสมและข้อมูลสำหรับใช้พัฒนาการตรวจจับอุบัติเหตุการจราจรที่ติดขัด จึงเลือกใช้ทฤษฎี California Algorithms ซึ่งจัดอยู่ในประเภท Comparative Algorithm และทฤษฎี McMaster Algorithm ซึ่งจัดอยู่ในประเภท Traffic Modeling Algorithm มาใช้ในการศึกษานี้

2.1 California Algorithm

California Algorithm [1] หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Traffic Services Corporation (TSC) Algorithm 2 เป็น Algorithm ที่คิดค้นเป็นอันดับแรก ๆ และนิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะตามศูนย์จัดการการจราจรเมืองใหญ่ๆ ในประเทศสหรัฐอเมริกา [2] และนำไปใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพกับ Algorithm ที่คิดค้นขึ้นใหม่อยู่เสมอ [3] โครงสร้าง Decision Tree ของ California Algorithm แสดงดังรูปที่ 1 โดยหลักการทำงานของ California Algorithm ใช้ตัวแปร 3 ตัว ในการแยกลักษณะสภาพจราจรที่เก็บข้อมูลจาก loop detector หรือ กล้อง Image Processing มาคำนวณหาค่า occupancy ที่จุดต้นน้ำ (Upstream) และจุดปลายน้ำ (Downstream) โดยคำนวณได้จากสมการที่ (1) (2) และ (3)

$$docc_i(t) = o_i(t) - o_{i+1}(t) \quad (1)$$

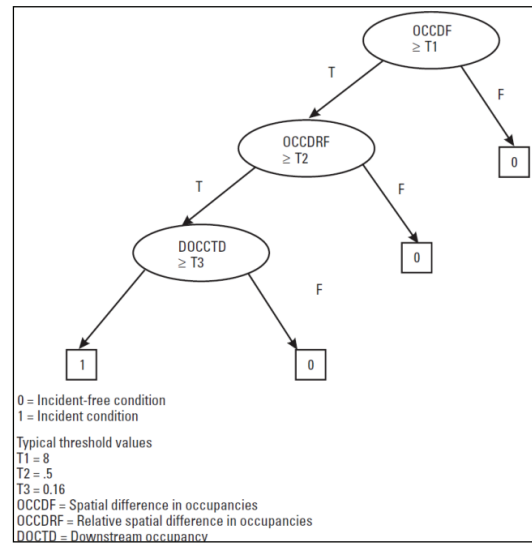
$$drocc_i(t) = \frac{o_i(t) - o_{i+1}(t)}{o_i(t)} \quad (2)$$

$$drtocc_i(t) = \frac{o_{i+1}(t-d) - o_{i+1}(t)}{o_{i+1}(t-d)} \quad (3)$$

โดยที่

$o_i(t)$ คือ Occupancy ที่สถานี i ณ เวลา t

i คือ จุดต้นทาง (Upstream)



รูปที่ 1 โครงสร้าง Decision Tree ของ California Algorithm [4]

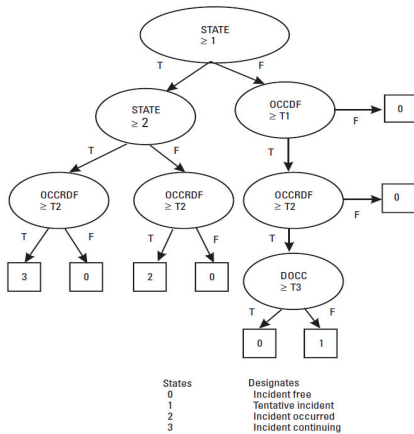
ขั้นตอนการทำงานของ California Algorithm มีขั้นตอนดังนี้

- 1) ระบบจะเริ่มคำนวณ $docc_i(t)$ หมายถึง ค่าความแตกต่างของ Occupancy ระหว่างจุดต้นน้ำและจุดปลายน้ำ ต้องมีค่าไม่เกิน θ_1 หากเกินแสดงว่าอาจมีอุบัติเหตุการจราจรเกิดขึ้นระหว่างจุดทั้งสอง Algorithm จะส่งตัวชี้วัดเพื่อคำนวณในขั้นตอนต่อไป
- 2) $drocc_i(t)$ คือ สัดส่วนความแตกต่างของ Occupancy ระหว่างจุดต้นน้ำและจุดปลายน้ำและ occupancy ที่จุดต้นน้ำจะต้องมีค่าไม่เกิน θ_2 หากเกินกว่าแสดงว่าอาจจะมีอุบัติเหตุการจราจรเกิดขึ้นระหว่างจุดต้นน้ำกับจุดปลายน้ำ Algorithm จะส่งตัวชี้วัดเพื่อคำนวณในขั้นตอนต่อไป
- 3) $drtocc_i(t)$ คือ สัดส่วนระหว่างความแตกต่างของ Occupancy ที่จุดต้นน้ำ ณ เวลา t และ $t - d$ และ Occupancy ที่จุดปลายน้ำ ณ เวลา $t - d$ ซึ่งจะต้องมีค่าไม่เกิน θ_3 หากเกินกว่า Algorithm จะแจ้งเตือนว่ามีอุบัติเหตุการจราจรขึ้นบนทางพิเศษระหว่าง Detector ทั้งสองจุด และส่งตัวชี้วัดไปขั้นตอนที่ 2 อีกครั้ง หากค่าตัวชี้วัดในขั้นตอนที่ 2 ยังเกินกว่า θ_2 ระบบจะแจ้งเตือนผู้ดูแลแล้ว ยังมีอุบัติเหตุการจราจรขึ้นอยู่บนทางพิเศษ หากค่าตัวชี้วัดในขั้นตอนที่ 2 ลดลงต่ำกว่า θ_2 ระบบจะหยุดแจ้งเตือน และสิ้นสุดอุบัติเหตุการจราจร
- 4) ค่า θ_1, θ_2 และ θ_3 ต้องทำการปรับแก้ทุกๆ ช่วงบนเส้นทางระหว่าง Detector ทั้งสองจุดเนื่องจาก California Algorithm อยู่ในกลุ่ม Comparative Algorithm หรือ Pattern-Based Algorithm [3] ค่าตัวชี้วัดที่คำนวณได้นำไปเปรียบเทียบกับค่า Threshold ที่ปรับแก้ ซึ่งเป็นค่าเฉพาะของแต่ละช่วงถนนและตามแต่ละพื้นที่

Payne and Tignor [1] ก็ได้แนะนำเสนอ California Algorithm ออกมาอีกหลายรูปแบบ โดยรูปแบบที่ได้รับความนิยมมากที่สุดได้แก่ TSC Algorithm 7 และ TSC Algorithm 8 [3] โดยแต่ละ Algorithm มีรายละเอียดดังนี้

2.1.1 California Algorithm 7

Algorithm 7 ได้เปลี่ยนแปลงตัวชี้วัดที่ 3 จากเดิมใช้สัดส่วนความแตกต่างระหว่าง Occupancy ที่จุดปลายน้ำ ณ เวลา t และ $t - d$ และ Occupancy ที่จุดปลายน้ำ ณ เวลา $t - d$ เหลือเพียงความแตกต่าง Occupancy ที่จุดปลายน้ำ ณ เวลา t และ $t - d$ จากการศึกษาของ Payne and Tignor [1] พบว่าค่า Occupancy ที่จุดปลายน้ำถ้าลดลงมากกว่า 20 เปอร์เซ็นต์ อย่างรวดเร็วส่วนใหญ่เป็นสัญญาณบ่งชี้ให้ทราบว่าเกิดอุบัติเหตุขึ้นแล้ว นอกจากนี้ Algorithm 7 ยังเพิ่มเติมระยะเวลาที่เกิดการเปลี่ยนแปลงด้าน Occupancy ซึ่งต้องมีระยะเวลาช่วงหนึ่งที่ Algorithm สามารถจะแจ้งเตือนว่ามีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้น โครงสร้าง Decision Tree ของ California Algorithm 7 แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โครงสร้าง Decision Tree สำหรับ California Algorithm 7 [4]

2.1.2 California Algorithm 8

Algorithm 8 เป็น Algorithm ที่ได้การยอมรับว่ามีประสิทธิภาพดีที่สุดในขั้นตอนการคำนวณที่ซับซ้อนมากที่สุดเช่นกัน จุดเด่นของ Algorithm 8 คือ การแยกแยะ Compression Wave ที่เกิดจากอุบัติเหตุออกจากสภาพจราจรติดขัดเป็นประจำ (Recurring Congestion) ได้ Algorithm นี้แบ่งสภาพจราจรออกเป็น 9 ระดับ และต้องใส่ค่า Threshold ถึง 5 ค่า จึงแสดงผลออกมา โดยโครงสร้าง Decision Tree ของ California Algorithm แสดงดังรูปที่ 3

2.2 McMaster Algorithm

McMaster Algorithm อาศัยหลักการจาก Catastrophe Theory มาใช้ในการตรวจจับอุบัติเหตุ หากมีพารามิเตอร์ตัวใดตัวหนึ่งเปลี่ยนแปลงอย่างมากและกะทันหัน ในขณะที่พารามิเตอร์ตัวอื่นค่อย ๆ เปลี่ยนแปลงอย่างเพิ่มขึ้นหรือลดลงอย่างช้า ๆ Algorithm จะเตือนว่ามีสิ่งผิดปกติบนทางพิเศษ กรณีที่ความเร็วเฉลี่ยลดลงอย่างรวดเร็ว

ในขณะที่ Occupancy และ Flow เปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยแสดงว่ามีอุบัติเหตุเกิดขึ้นบนทางพิเศษ ซึ่งหลักการนี้ช่วยให้ Algorithm สามารถแบ่งแยกสภาพปัญหาจราจรติดขัดเป็นประจำออกจากปัญหาจราจรติดขัดที่เกิดจากอุบัติเหตุได้ ลักษณะของจราจรติดขัดเป็นประจำจะมีการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ อาทิ เช่น ความเร็ว ลดลงอย่างช้า ๆ ในขณะที่อุบัติเหตุบนทางพิเศษ จะส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงความเร็วอย่างรวดเร็วและกะทันหัน นอกจากนี้ McMaster Algorithm มีข้อดีที่สามารถใช้ข้อมูลจาก Loop Detector เพียงแค่จุดเดียว เท่านั้น ก็สามารถตรวจจับการเกิดอุบัติเหตุได้ ซึ่งเหมาะสมอย่างยิ่งเนื่องจาก กทม. มีการติดตั้งกล้อง IDS ไว้บนเส้นทางอยู่แล้วแต่มีระยะห่างกันมาก ทำให้ท้ายแถวจราจรอาจจะสมไปไม่ถึงจุดต้นน้ำ (Upstream) ทำให้ Algorithm รูปแบบอื่นที่ต้องการข้อมูลทั้งจุดต้นน้ำ-ปลายน้ำ จึงไม่สามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้

ข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ใน McMaster Algorithm ประกอบด้วย 3 ตัวแปร คือ ความเร็วเฉลี่ย การไหลของจราจร และ Occupancy โดยการพัฒนาระบบต้องเก็บข้อมูลทั้ง 3 ตัวแปร ระหว่างการเก็บข้อมูลจะต้องรวมข้อมูลทั้งช่วงที่มีสภาพจราจรแบบปกติและสภาพจราจรขณะเกิดอุบัติเหตุ และนำมาสร้างกราฟความสัมพันธ์ระหว่าง อัตราการไหล (Flow) กับ Occupancy และความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วกับ Occupancy [5] แสดงดังรูปที่ 4

2.3 การปรับปรุง Algorithm ด้วย Fuzzy set theory

เนื่องจาก California Algorithm และ McMaster Algorithm มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันผู้วิจัยจึงนำผลลัพธ์ของทั้งสอง Algorithm มาประยุกต์ใช้ร่วมกันด้วยวิธี Weighted Fuzzy Logic โดยให้น้ำหนักของผลลัพธ์จาก California Algorithm และ McMaster Algorithm แตกต่างกันขึ้นอยู่กับสถานการณ์ดังนี้

ให้ w_1 และ w_2 เป็นน้ำหนัก (Weight) ของผลลัพธ์จาก California Algorithm (CA) และ McMaster Algorithm (MM) ตามลำดับ โดย $w_1 + w_2 = 1$ และ ค่า $w_i \geq 0$ ($i = 1, 2$)

$$WIL = (w_1 * CA) + (w_2 * MM) \text{ หรือ } x = w_1 * CA + (1 - w_1) * MM \quad (4)$$

WIL คือ Weighted Incident Likelihood มีค่าอยู่ระหว่างศูนย์ถึงหนึ่ง เมื่อคำนวณค่า WIL ได้แล้ว จะต้องมีการเปรียบเทียบกับ Threshold ของแต่ละช่วงถนน

หาก $WIL > \text{Threshold}$, Incident Decision = 1 (Incident Case) หาก $WIL \leq \text{Threshold}$, Incident Decision = 0 (Non-Incident Case)

โดยที่

CA คือ $D_i / \text{Max}(D_i)$ ที่ $i = \text{time slot } 1, 2, 3, \dots, n$

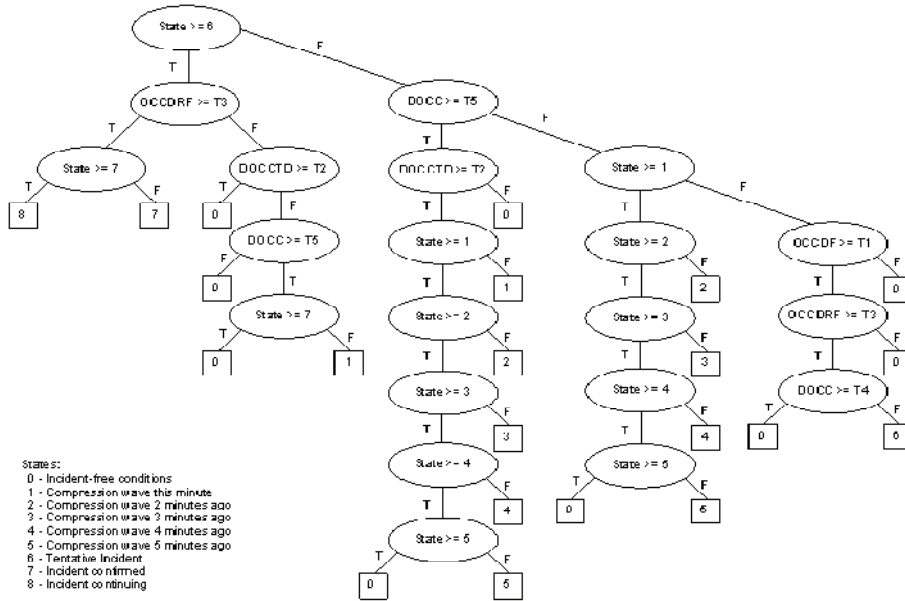
D_i คือ Relative Spatial Occupancy Difference กับสถานีตรวจวัดตำแหน่ง Downstream มีค่าเท่ากับ $(\text{OccU} - \text{OccD}) / \text{OccD} - T_3$ หากได้จากขั้นตอนสุดท้ายของ California Algorithm

$\text{Max}(D_i)$ คือ ค่าสูงสุดของ D_i

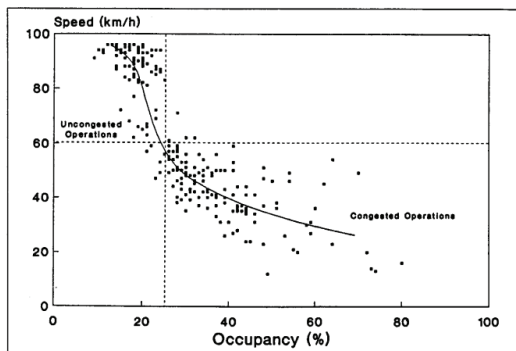
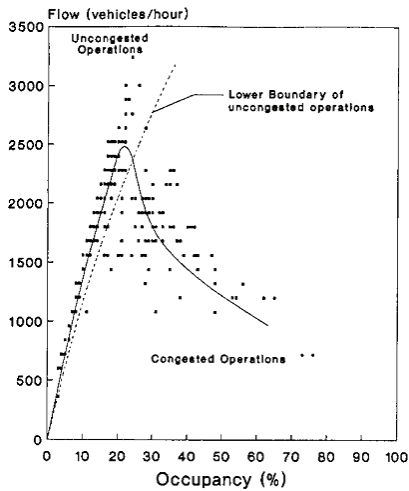
w_1 คือ ค่า weight ของ ตัวแปร CA ที่ได้จาก California Algorithm

w_2 คือ ค่า weight ของตัวแปร MM ที่ได้จาก McMaster Algorithm





รูปที่ 3 โครงสร้าง Decision Tree สำหรับ California Algorithm 8 [4]



รูปที่ 4 กราฟ Flow-Occupancy และ Speed-Occupancy สำหรับ McMaster Algorithm [6]

2.4 การวัดประสิทธิภาพของ Algorithm

2.4.1 Detection Rate (DR) หมายถึง สัดส่วนของจำนวนครั้งที่ Algorithm สามารถตรวจจับอุบัติการณ์ได้ ทหารด้วยจำนวนอุบัติการณ์ทั้งหมดที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่กำหนด ซึ่งค่า DR จะอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ค่า DR ที่สูงแสดงว่า Algorithm มีประสิทธิภาพในการตรวจจับสูง

$$DR = \frac{\text{No. of detected incidents}}{\text{Total No. of actual incidents}} \quad (5)$$

False alarm rate (FAR) หมายถึง สัดส่วนของจำนวนช่วงเวลา (Time Slot) ที่ Algorithm แจ้งผิดพลาดว่าเกิดอุบัติการณ์ ทหารด้วยจำนวนช่วงเวลาทั้งหมดที่ Algorithm ทำการตรวจสอบอุบัติการณ์ ค่า FAR จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ค่า FAR ที่ต่ำแสดงว่า Algorithm มีความแม่นยำสูง เนื่องจากมีความผิดพลาดในการแจ้งอุบัติการณ์ต่ำ

$$FAR = \frac{\text{No. of time slots with incidents falsely declared}}{\text{Total No. of time slots}} \quad (6)$$

Mean Time to Detect (MTTD) หมายถึง ค่าเฉลี่ยของความแตกต่างทางเวลาที่ Algorithm แจ้งว่าเกิดอุบัติการณ์เมื่อเทียบกับเวลาที่อุบัติการณ์เริ่มเกิดจริง ค่า TTD จะมีค่าตั้งแต่ 0 ไปจนถึง Infinity ค่า TTD ที่ต่ำแสดงว่า Algorithm มีความไวต่ออุบัติการณ์สูง

$$MTTD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_{\text{detection}}^i - t_{\text{occurrence}}^i) \quad (7)$$

3. ขอบเขตการศึกษา

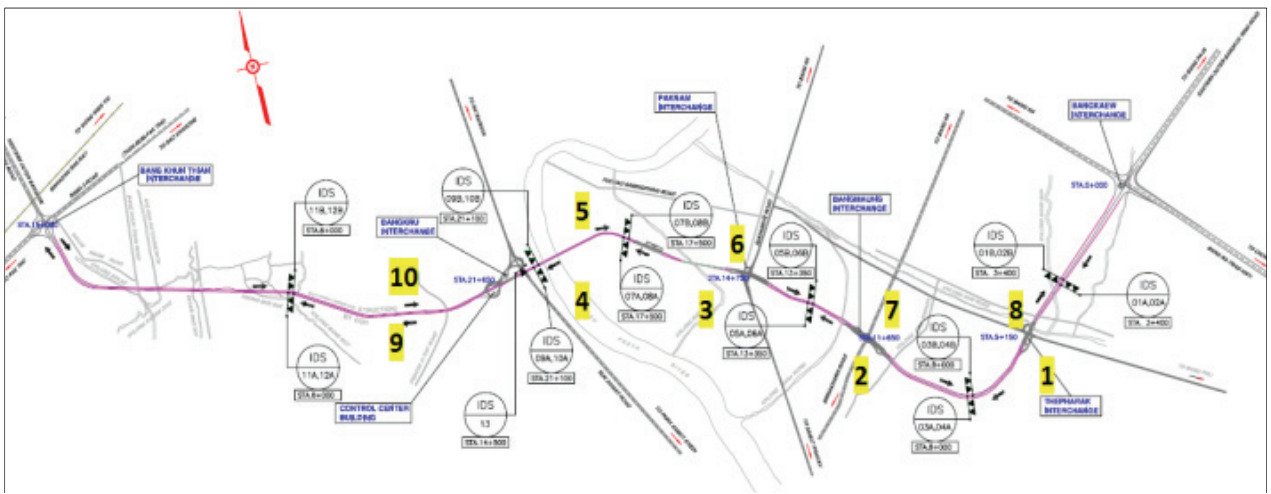
การศึกษาในครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลสภาพจราจร และข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุของทางพิเศษกาญจนาภิเษก ที่ได้จากการบันทึกของเจ้าหน้าที่กู้ภัยในการเข้าปฏิบัติงาน ณ จุดเกิดเหตุ ซึ่งเป็นทางพิเศษที่อยู่ในความ

รับผิดชอบของ กทพ. ส่วนข้อมูลสภาพจราจรจะนำข้อมูลจากกล้องตรวจวัดสภาพการจราจร (IDS) ที่ติดตั้งบนทางพิเศษกาญจนาภิเษก ดังแสดงในรูปที่ 5 โดยใช้ข้อมูลสภาพจราจรทั้งช่วงที่เกิดอุบัติเหตุและช่วงที่ไม่เกิดอุบัติเหตุ มาพัฒนา Algorithm เพื่อแยกลักษณะการจราจรแบบที่เกิดอุบัติเหตุและไม่เกิดอุบัติเหตุได้

4. การพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับกรณีศึกษา: ทางพิเศษกาญจนาภิเษก

ทางผู้วิจัยได้นำเอา Algorithm ที่แตกต่างกันสองรูปแบบ ได้แก่ California Algorithm และ McMaster Algorithm เนื่องจาก California Algorithm เป็น Algorithm ที่ถูกใช้กันอย่างแพร่หลายเข้าใจง่าย จึงทำให้

การ calibrate ค่า thresholds สามารถทำการพัฒนาได้ง่าย อย่างไรก็ตาม California Algorithm เป็น Algorithm ที่ต้องการข้อมูลจราจรจากจุด Upstream และ Downstream ของอุบัติเหตุ ซึ่งทางพิเศษกาญจนาภิเษกมีข้อจำกัดคือจุดตรวจวัดสภาพจราจรอยู่ห่างกันมาก จึงอาจทำให้ค่า Mean Time To Detect สูงและอาจทำให้ Detection Rate ต่ำลงด้วย ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงได้นำเอา McMaster Algorithm มาช่วยในการตรวจจับอุบัติเหตุอีกทางหนึ่ง ข้อดีของ McMaster Algorithm คือ เป็น Algorithm ที่ดูค่า Traffic Parameters ที่สถานีตรวจวัดเดียวเป็นหลัก โดยอาศัยข้อมูลจาก Downstream Detector น้อยกว่า California Algorithm เมื่อได้ผลลัพธ์จากทั้งสองวิธีแล้ว ทางผู้วิจัยได้ใช้หลักการ Fuzzy Logic เพื่อใช้ในการรวมผลลัพธ์ทั้งสองและแสดงผลออกมาเป็นผลลัพธ์สุดท้าย ซึ่งมีรายละเอียดในส่วนต่างๆ ดังนี้



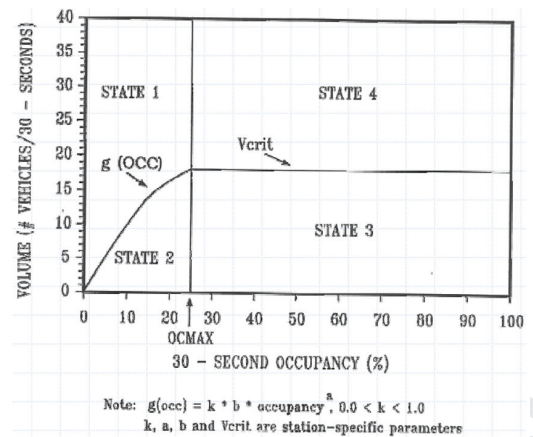
รูปที่ 5 ตำแหน่งกล้องเก็บข้อมูลสภาพจราจรบนทางพิเศษกาญจนาภิเษก

4.1 การพัฒนาบนพื้นฐานของ McMaster Algorithm

McMaster Algorithm เป็นการนำ Catastrophy Theory มาประยุกต์ใช้ในการคาดการณ์อุบัติเหตุ โดยการเปลี่ยนแปลงของ Traffic State จากพื้นที่ (Region) เคลื่อนที่ไปยังอีกพื้นที่หนึ่ง รูปที่ 6 แสดงตัวอย่างการแบ่งพื้นที่ตาม Traffic State โดยตาม Catastrophy Theory จะแบ่ง Traffic State ออกเป็น 4 พื้นที่ เมื่อทราบ Traffic State ณ เวลาปัจจุบันของตำแหน่ง Upstream แล้ว McMaster Algorithm จะทำการตรวจสอบตามขั้นตอนในรูปที่ 7 ทั้งนี้ McMaster Algorithm จะแจ้งว่าเป็นอุบัติเหตุ ต่อเมื่อ Traffic State ณ ตำแหน่ง Upstream เป็น 2 หรือ 3 และตำแหน่ง Downstream นั้น มี Traffic State เป็น 1 หรือ 2 ซึ่งสามารถอธิบายได้ด้วยตารางที่ 1

สำหรับการหาค่าพารามิเตอร์ OCMAX, g(OCC), Vcrit เพื่อใช้ใน McMaster Algorithm นั้นสามารถหาได้จากการ Plot Volume vs. Occupancy ดังแสดงในรูปที่ 8 ซึ่งเป็นข้อมูล Volume และ Occupancy ทุก ๆ 1 นาที ที่จุดตรวจวัดสภาพจราจร 3A/4A (STA 8+000) ในช่วงระยะเวลา 5 เดือน มีจำนวนอุบัติเหตุแบบการจราจรหนาแน่นเกิดขึ้นจำนวน 8 ครั้ง การหาเส้นแบ่ง g(OCC) และ Vcrit ทำได้โดยการ Plot ข้อมูล Volume และ Occupancy ของช่วงสภาพจราจรที่ไม่มีอุบัติเหตุ (Non-Incident Traffic) ซึ่งใช้สัญลักษณ์วงกลมสีน้ำเงินในขั้น และในช่วง

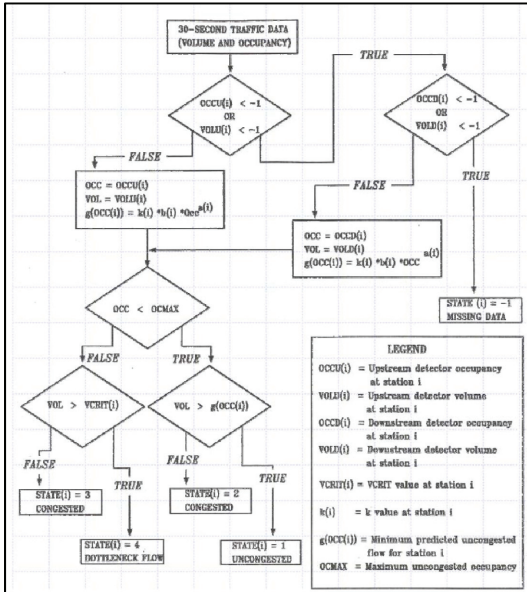
สภาพจราจรที่มีอุบัติเหตุ (Incident Traffic) ซึ่งใช้สัญลักษณ์กากบาทสีแดง ทางผู้วิจัยได้ทำการแบ่ง Traffic State ออกเป็น 4 ส่วนโดยกำหนดให้



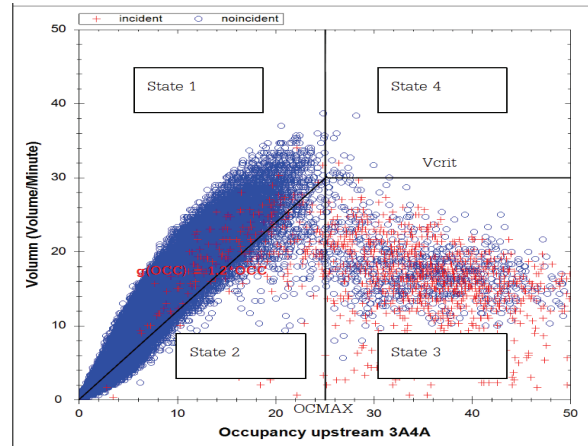
รูปที่ 6 แผนภาพ Flow vs. Occupancy และการแบ่งพื้นที่ตาม Traffic State [7]

OCCMAX = 25%, Vcrit = 30 vehicles/minutes, และ $g(OCC) = 1.2 * OCC$ และพบว่าสภาพจราจรส่วนใหญ่ในช่วงเวลาปกติ บนช่วงทางพิเศษ ณ สถานีตรวจวัด 03A/04A นั้นจะอยู่ใน Traffic State 1 (สีน้ำเงิน) ส่วนข้อมูลจราจรในช่วงเกิดอุบัติเหตุกรณีนั้นจะอยู่ในพื้นที่ Traffic State 3 (กากบาทสีแดง) และในช่วงนี้มักจะไม่เกิด bottleneck flow สังเกตเห็นได้จากการที่ไม่มีข้อมูลจราจรอยู่ในพื้นที่ Traffic State 4 นอกจากนี้ยังไม่ค่อยพบสภาพจราจรแบบ Traffic State 2 ซึ่งหมายความว่า

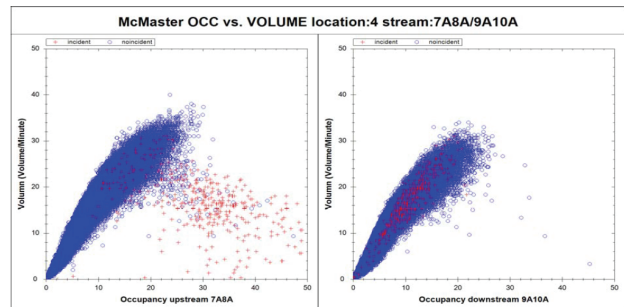
น่าสนใจอีกช่วงหนึ่งได้แก่ช่วงที่ 4 (หรือช่วงระหว่างกล้อง 07A/08A-09A/10A) ซึ่งในการวิเคราะห์แบบ California Algorithm นั้นพบว่าทำการตรวจวัดได้ค่อนข้างน้อย กล่าวคือได้ค่า DR เพียง 14 เปอร์เซ็นต์เท่านั้น หรือ เพียง 1 ใน 7 กรณีอุบัติเหตุ แต่เมื่อทำการสร้าง Volume vs. Occupancy Plot ดังรูปที่ 11 แล้วพบว่าเกิดการเคลื่อนที่ของ Volume-Occupancy จาก Traffic State 3 ไปยัง 2 อย่างเห็นได้ชัด



รูปที่ 7 แผนภาพขั้นตอนการตรวจสอบการเกิดอุบัติเหตุตามทฤษฎีของ McMaster algorithm [7]



รูปที่ 8 Volume vs. Occupancy Plot ทุก 1 นาที

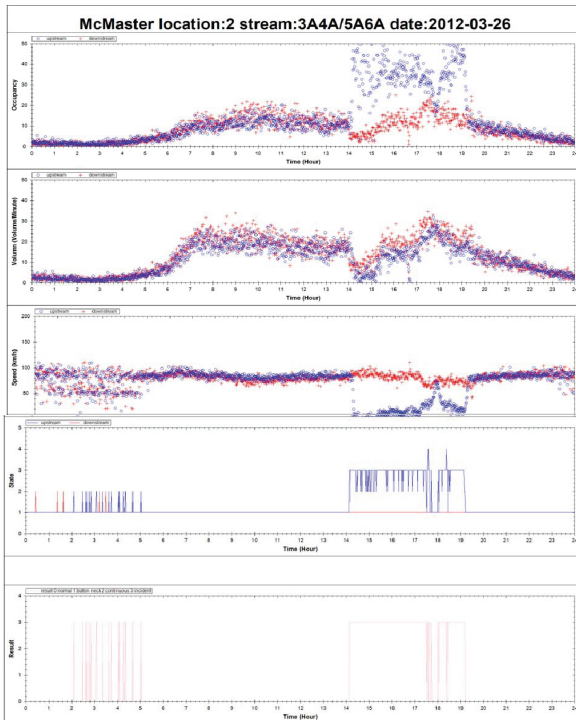


รูปที่ 9 Volume vs. Occupancy Plot ณ ตำแหน่ง Upstream (03A/04A) และ Downstream (05A/06A)

ตารางที่ 1 แสดงความสัมพันธ์ของสภาพจราจรต้นน้ำและปลายน้ำ

Traffic State at Downstream Station	Traffic State at Upstream Station			
	1	2	3	4
1	Uncongested	INCIDENT	INCIDENT	Bottleneck flow
2	Uncongested	INCIDENT	INCIDENT	Bottleneck flow
3	Uncongested	Check downstream i+2	Check downstream i+2	Bottleneck flow
4	Uncongested	Recurrent Congestion	Recurrent Congestion	Bottleneck flow

การจราจรติดขัดแบบ Recurrent Congestion นั้นไม่ค่อยเกิดขึ้น ณ บริเวณ Downstream ของสถานีตรวจวัด 03A/04A จากการเปรียบเทียบจะพบว่า หากสภาพจราจร ณ จุดตรวจวัด Upstream เกิดอุบัติเหตุจะตกอยู่ใน Traffic State 3 เป็นส่วนใหญ่ และเมื่อพิจารณาข้อมูลจราจรที่ตำแหน่ง Downstream จะพบว่าข้อมูล ณ ช่วงเวลาเดียวกันจะย้ายไปอยู่ที่ Traffic State 2 ซึ่งตรงตามทฤษฎีของ McMaster Algorithm ที่จะแจ้งเตือนอุบัติเหตุหาก Traffic State ที่ตำแหน่ง Upstream อยู่ที่พื้นที่ 3 และย้ายไปพื้นที่ 2 เมื่อพิจารณาข้อมูลที่จุดตรวจวัด Downstream ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าสำหรับลักษณะการจราจรที่ก่อให้เกิดการจราจรติดขัดบนทางพิเศษกาญจนาภิเษกนั้น ส่วนใหญ่จะเป็นรูปแบบ Traffic State 3 ไปยัง 2 สภาพการจราจรที่



รูปที่ 10 ตัวอย่างผลการตรวจจับอุบัติเหตุการของ McMaster Algorithm ในช่วงที่ 2 หรือระหว่างสถานีตรวจวัด 03A/04A และ 05A/06A จึงเชื่อได้ว่า McMaster Algorithm น่าจะมี Performance ที่ดีกว่า California Algorithm ในช่วงที่ 4 เมื่อเลือกค่า OCMAX, VCRIT, และ g(OCC) ของแต่ละช่วงทางพิเศษแล้ว จะสามารถนำมาตรวจสอบอุบัติเหตุบนทางพิเศษได้ดังรูปที่ 10 ซึ่งแสดงตัวอย่างผลการตรวจจับอุบัติเหตุการของ McMaster Algorithm ในช่วงที่ 2 หรือระหว่างสถานีตรวจวัด 03A/04A และ 05A/06A ประกอบไปด้วยข้อมูล Occupancy, Volume, Speed ที่ตำแหน่ง Upstream(03A/04A) และตำแหน่ง 05A/06A ของวันที่ 26 มีนาคม 2555 เป็นเวลา 24 ชั่วโมงเมื่อเลือกค่า OCMAX, VCRIT, และ g(OCC) ของแต่ละช่วงทางพิเศษ จะได้ผลของการพัฒนา McMaster Algorithm บนทางพิเศษสายกาญจนภิเษกทั้ง 10 ช่วง ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2 ตารางนี้เป็นการวัด Performance โดยรวมของ Algorithm ซึ่งโดยภาพรวมนั้น อยู่ในเกณฑ์ดี โดยค่า DR อยู่ระหว่าง 80% และ 100% ค่า FAR อยู่ระหว่าง 0.2% และ 1.4% และมีค่า Median TTD อยู่ระหว่าง 6 นาทีและ 27.5 นาที

ค่า DR นั้นจะอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ กล่าวคือมีค่าไม่ต่ำกว่า 80 เปอร์เซนต์ และค่า FAR มีค่าสูงสุดอยู่ที่ 1.4% หมายความว่า ในเวลา 1,000 นาที (ประมาณ 16.7 ชั่วโมง) จะเกิดการแจ้งเตือนที่ผิดพลาด (False Alarm) ขึ้น 14 ครั้ง หรือเฉลี่ยน้อยกว่า 1 ครั้ง ใน 1 ชั่วโมง ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

อย่างไรก็ตาม ค่า TTD ส่วนใหญ่จะเกินค่าที่ยอมรับได้ในทางปฏิบัติ ซึ่งจะอยู่ที่ประมาณ 5 นาที ซึ่งเกิดจากข้อจำกัดของความห่างของสถานีตรวจวัด การเฉลี่ยข้อมูลทุก 1 นาที (โดยทั่วไปจะใช้เวลาเฉลี่ยทุกช่วง 20 ถึง 30 วินาที) และยังสามารถเกิดจากปริมาณข้อมูลอุบัติเหตุบนทางพิเศษยังมีน้อยอยู่ ซึ่งบางช่วงจะมีเพียง 1 ถึง 2 อุบัติเหตุเท่านั้น ถึงแม้ว่า Performance ของ McMaster จะดีกว่า California Algorithm ในหลาย ๆ ช่วงทางพิเศษ แต่ TTD ที่ได้ยังคงค่อนข้างสูงเกินไปในทางปฏิบัติ ทางผู้วิจัยได้มีแนวคิดในการปรับปรุง Performance ของ Automatic Incident Detection Algorithm

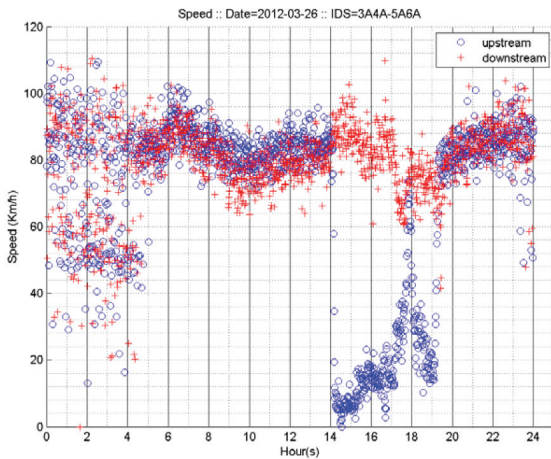
จากข้อมูลจราจรที่มีอยู่ และข้อจำกัดต่าง ๆ ที่ได้กล่าวมาข้างต้น ด้วยการนำผลจาก California Algorithm และ McMaster Algorithm มาใช้ในการตัดสินใจร่วมกันว่าจะมีความเป็นไปได้ในการเกิดอุบัติเหตุมากน้อยเพียงใดซึ่งจะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

ตารางที่ 2 สรุปค่า Thresholds และผลการวัด Performance (DR, FAR, MTTD) ของ California Algorithm ที่ใช้บนทางพิเศษกาญจนภิเษกทั้ง 10 ช่วง

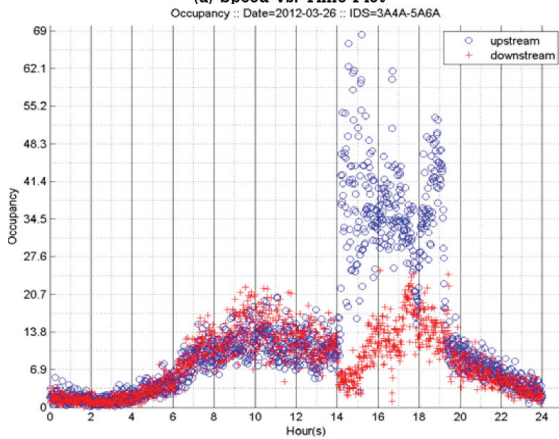
Section	US	DS	T1	T2	T3	No. of Incident Cases	DR	FAR	Median TTD*
1	1A2A	3A4A	-45.8629	-102.7987	5.9606	2	0	0	NA
2	3A4A	5A6A	25.5539	-108.0327	2.9268	8	0.25	0.0004	3.5
3	5A6A	7A8A	-72.4694	-55.5402	4.6376	1	0	0	NA
4	7A8A	9A10A	-27.8764	-76.8056	22.4277	7	0.1429	0	48
5	9B10B	7B8B	22.0961	-37.1209	2.9872	3	0.3333	0.0001	31
6	7B8B	5B6B	-47.6881	-26.4899	13.1426	3	0.3333	0	20
7	5B6B	3B4B	38.3699	-56.2917	7.1281	2	0.5	0	17
8	3B4B	1B2B	20.5834	-46.9809	4.1742	3	1	0.0005	12
9	9A10A	11A12A	-73.5532	-35.7663	4.876	2	0.5	0	2
10	11B12B	9B10B	15.1123	-60.4259	0.85741	5	1	0.0009	8

4.2 การพัฒนาบนพื้นฐานของ California Algorithm

เนื่องจากทางพิเศษกาญจนภิเษกในปัจจุบัน ยังมีปริมาณจราจรไม่เต็มความจุของถนน ซึ่งในช่วงชั่วโมงเร่งด่วนจะมีปริมาณจราจรโดยเฉลี่ยประมาณ 1,000 ถึง 1,300 คันต่อช่องทางต่อชั่วโมงเท่านั้น การพัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุภายใต้สภาพจราจรที่ติดขัดจึงมีข้อมูลค่อนข้างน้อย ในขั้นแรกผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลอุบัติเหตุที่มีผลกระทบต่อจราจรสูง เช่นภายหลังจากเกิดอุบัติเหตุแล้ว ส่งผลให้เกิดปัญหาจราจรติดขัดบนทางพิเศษ ซึ่งจะสามารถตรวจสอบได้จากข้อมูลสภาพจราจรที่เก็บได้จากกล้อง IDS โดยดูจากการเปลี่ยนแปลงของความเร็วและ Occupancy เป็นหลัก รูปที่ 12 (a) แสดงข้อมูลความเร็วตลอด 24 ชั่วโมง (b) ข้อมูล Occupancy ตลอด 24 ชั่วโมงที่เก็บได้จากกล้อง IDS หมายเลข 03A และ 04A และที่หมายเลข 05A และ 06A ณ วันที่ 26 มีนาคม 2555 ซึ่งจากกราฟสามารถแปลผลได้ว่าเกิดอุบัติเหตุขึ้นระหว่างสถานี03A/04A และ 05A/06A



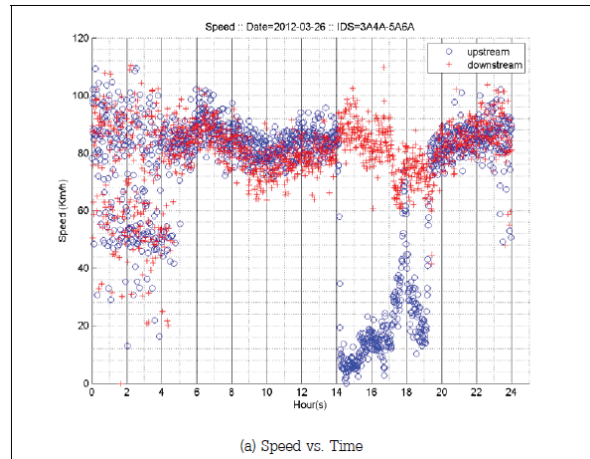
(a) Speed vs. Time Plot



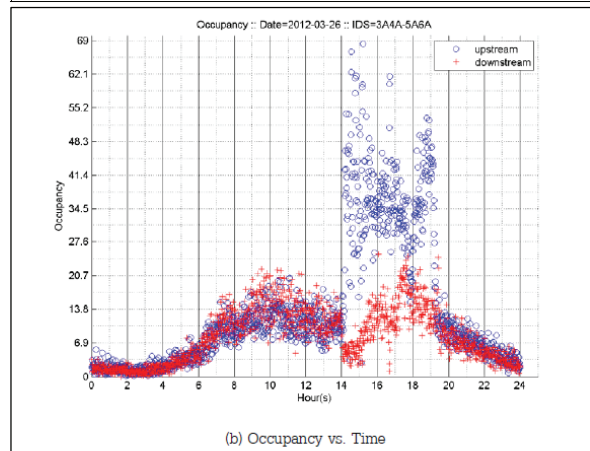
(b) Occupancy vs. Time plot

รูปที่ 12 ข้อมูลจราจรในรูปแบบ (a) Speed และ (b) Occupancy ของสถานี 03A/04A (Upstream) และสถานี 05A/06A (Downstream) ตลอด 24 ชั่วโมงของวันที่ 26 มีนาคม 2555

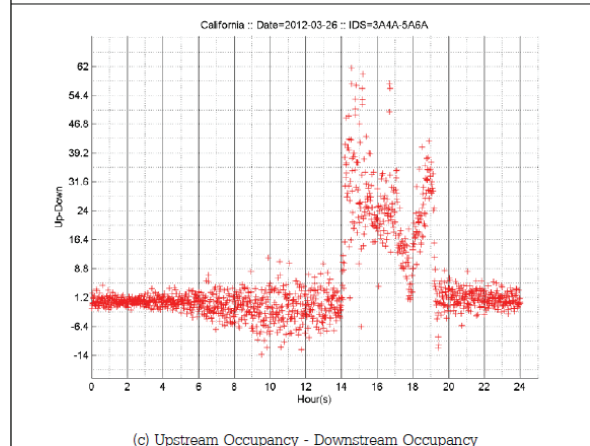
โดยอุบัติเหตุดังกล่าวมีผลกระทบต่อจราจรในช่วง 14:10 น. ถึง 19:20 น. โดยส่งผลให้ความเร็วเฉลี่ยทุก 1 นาที ณ Upstream Station ลดลงจากประมาณ 80 ถึง 90 กม. ต่อ ชม. เหลือเพียง 0 ถึง 10 กม. ต่อ ชม. และทำให้ความเร็วที่ Downstream Station เพิ่มขึ้นประมาณ 5 ถึง 10 กม. ต่อ ชม. นอกจากนี้ยังทำให้ Occupancy ที่ Upstream Station เพิ่มขึ้นจากประมาณ 10 เปอร์เซ็นต์ เป็นประมาณ 30 ถึง 40 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่ Occupancy ที่ Downstream Station ลดลงเหลือประมาณ 5 เปอร์เซ็นต์ ในช่วงแรกของการเกิดอุบัติเหตุ ซึ่งเมื่อตรวจสอบจากฐานข้อมูลอุบัติเหตุของ กทพ. พบว่า เป็นอุบัติเหตุรถพลิกคว่ำ ณ ตำแหน่ง 9+700A ใช้ระยะเวลาในการเข้าถึง 10 นาที และเวลาในการแก้ไข 20 นาที



(a) Speed vs. Time



(b) Occupancy vs. Time



(c) Upstream Occupancy - Downstream Occupancy

รูปที่ 13 ตัวอย่างข้อมูลสภาพจราจรในวันที่เกิดอุบัติเหตุบนช่วงทางพิเศษระหว่างสถานี 03A/04A และสถานี 05A/06A วันที่ 26 มีนาคม 2555 เกิดจราจรติดขัดจากอุบัติเหตุเวลา 14:10 น. ถึง 19:20 น.

เมื่อพิจารณากรณีที่เกิดอุบัติเหตุระหว่างวันดังรูปที่ 12 จะพบว่าความเร็วที่ Upstream Station ในรูปที่ 12 (a) ตกลงอย่างเห็นได้ชัดภายในระยะเวลาอันสั้น ในขณะที่ Downstream Station ยังมีความเร็วคงที่หรืออาจจะเพิ่มขึ้น อันเป็นสัญญาณบ่งชี้ได้ว่า ได้เกิดอุบัติเหตุขึ้นระหว่างช่วงสถานีทั้งสองรูปที่ 12 (b) แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงไปในทางเดียวกับรูปแรก กล่าวคือ ค่า Occupancy ที่ Upstream Station ได้เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วภายในระยะเวลาอันสั้น

ในขณะที่ Occupancy ของการจราจรที่ Downstream Station กลับลดลงอย่างเห็นได้ชัด

ดังนั้นเมื่อคำนวณค่าความแตกต่างของ Occupancy ที่ Upstream และ Downstream Stations ดังรูปที่ 13 (c) จะพบว่าค่าความแตกต่างได้เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว เมื่อคำนวณหาค่าสัดส่วนในรูปที่ 13 (d) และ รูปที่ 13 (e) จึงทำให้ California Algorithm แจ้งเตือนว่ามีอุบัติเหตุระหว่างเวลาประมาณ 14:00 ถึง 19:30 น. ดังแสดงในรูปที่ 13 (f) เมื่อนำข้อมูลอุบัติเหตุและข้อมูลจราจรมาใช้สร้าง model ในการตรวจจับอุบัติเหตุ โดยมี Objective function ในการ maximize CI แล้วนั้น จะได้ผลของค่า Thresholds T1, T2, และ T3 ตามตารางที่ 2 ซึ่งจะพบว่าค่า Detection Rate จะอยู่ในช่วง 0 ถึง 100 เปอร์เซ็นต์ ค่า FAR อยู่ในช่วง 0 ถึง 0.09 เปอร์เซ็นต์ และค่า MTTD อยู่ในช่วง 2 นาที ถึง 48 นาที ค่า MTTD ที่ช่วงที่ 4 และ 5 มีค่าเท่ากับ 48 และ 31 นาทีตามลำดับ ซึ่งถือว่าใช้เวลาค่อนข้างนานมีผลมาจากการใช้ California Algorithm สามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้เพียงช่วงละ 1 กรณีเท่านั้น ดังนั้นค่า MTTD จึงเป็นเพียงค่า TTD ที่วัดได้จากอุบัติเหตุเพียงกรณีเดียวเท่านั้น และไม่ควรนำมาพิจารณาในการประเมิน Performance ของ California Algorithm หากตัดกรณีช่วงที่ 4 และ 5 ออกไปแล้ว จะพบว่า ค่า DR ส่วนใหญ่จะอยู่ในเกณฑ์ที่ค่อนข้างต่ำ ซึ่งอาจจะเป็นผลมาจากการที่ตำแหน่งของสถานีตรวจวัดสภาพจราจร อยู่ห่างกันค่อนข้างมาก ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้นำข้อมูลสภาพจราจรและอุบัติเหตุชุดเดียวกันนี้ไปพัฒนา McMaster Algorithm ในส่วนต่อไป

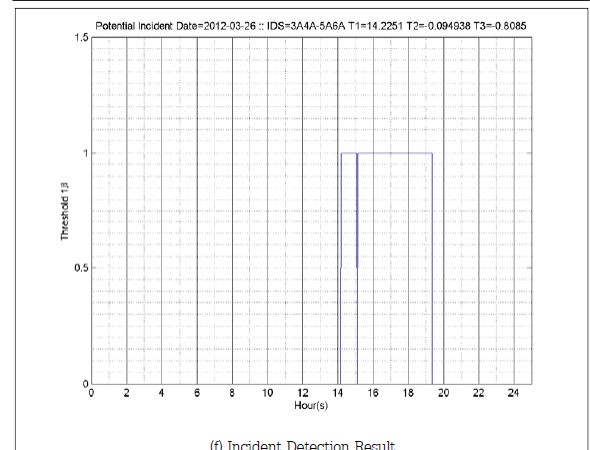
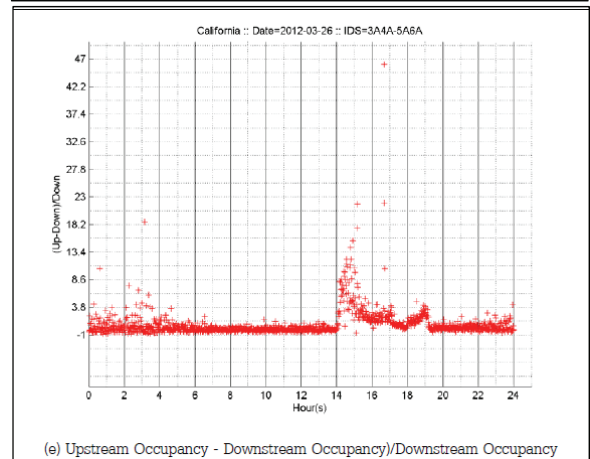
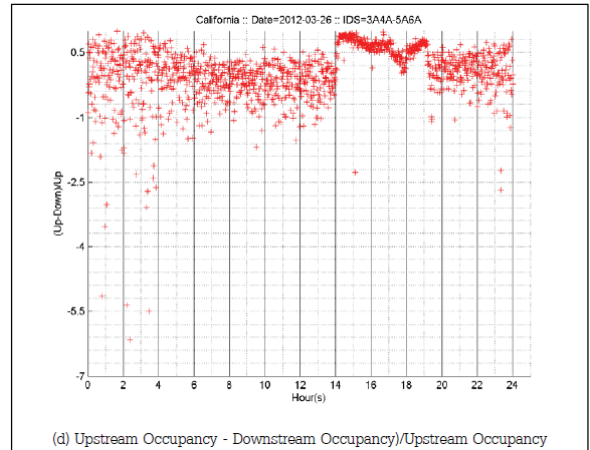
ในการตรวจสอบประสิทธิภาพของ Algorithm มักจะใช้ค่า Mean Time to Detect ในการวัดความเร็วในการตรวจจับอุบัติเหตุ อย่างไรก็ตาม ข้อมูลอุบัติเหตุที่เก็บได้บนทางพิเศษกาญจนาภิเษกยังมีน้อยอยู่ การใช้ค่าเฉลี่ย (Mean) จึงไม่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลที่มีจำนวนน้อย ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงเลือกใช้มัธยฐาน หรือ Median Time to Detect แทนค่า MTTD บนช่วงที่ 1 และ 3 ไม่สามารถคำนวณได้เนื่องจาก California Algorithm ไม่สามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้

4.3 การรวมด้วย Fuzzy weight

เนื่องจาก California Algorithm และ McMaster Algorithm มีจุดเด่น จุดด้อยต่างกัน ผู้วิจัยจึงนำผลลัพธ์ของทั้ง California Algorithm และ McMaster Algorithm มารวมกัน โดยใช้วิธี Weighted Fuzzy Logic โดยให้น้ำหนักของผลลัพธ์จาก California Algorithm และ McMaster Algorithm ต่างกันขึ้นอยู่กับสถานการณ์ สูตรการคำนวณจะเป็นดังนี้

ให้ w_1 และ w_2 เป็นน้ำหนัก (Weight) ของผลลัพธ์จาก California Algorithm (CA) และ McMaster Algorithm (MM) ตามลำดับ โดย $w_1 + w_2 = 1$ และ ค่า $w_i \geq 0$ ($i = 1, 2$) ดังนั้น $WIL = (w_1 * CA) + (w_2 * MM)$ หรือ $WIL = w_1 * CA + w_2 * MM$ (8)

เมื่อคำนวณค่า WIL จากสมการดังกล่าวได้แล้วจึงนำมาเปรียบเทียบกับ Threshold ซึ่งเป็นค่าประจำของแต่ละช่วงทางพิเศษ เพื่อหาผลลัพธ์ของการตรวจจับ (Incident Decision)



รูปที่ 13 ตัวอย่างข้อมูลสภาพจราจรในวันที่เกิดอุบัติเหตุบนช่วงทางพิเศษระหว่างสถานี 03A/04A และสถานี 05A/06A วันที่ 26 มีนาคม 2555 เกิดจราจรติดขัดจากอุบัติเหตุเวลา 14:10 น. ถึง 19:20 น. (ต่อ)

เมื่อ $WIL =$ Weighted Incident Likelihood, เป็นผลรวมความน่าจะเป็นของการเกิดอุบัติเหตุบนช่วงทางพิเศษช่วงหนึ่ง

$w_1 =$ เป็นน้ำหนักของ CA

$w_2 =$ เป็นน้ำหนักของ MM มีค่าเท่ากับ $1 - w_1$

CA = ความแตกต่างระหว่าง Relative Spatial Occupancy Difference กับสถานีตำแหน่ง Downstream

MM = สัดส่วนกรณีที่ตรวจจับอุบัติเหตุจริงตาม Traffic State/ จำนวนการตรวจจับอุบัติเหตุของสภาพ Traffic State

ตารางที่ 2 สรุปค่า Thresholds (OCMAX และ VCRIT) และผลการวัด Performance (DR, FAR, MTTD) ของ McMaster Algorithm ที่ใช้บนทางพิเศษกาญจนาภิเษกทั้ง 10 ช่วง

Link ID	US	DS	w1	w2	Threshold	No. of Real Incident Cases	DR	FAR	Median TTD
1	1A2A	3A4A	0	1	0.3	2	1	0	7
2	3A4A	5A6A	0	1	0.3	8	0.875	0.0102	15
3	5A6A	7A8A	0	1	0.05	1	1	0.0023	15
4	7A8A	9A10A	0	1	0.3	7	1	0.0013	9
4	7A8A	9A10A	0	1	0.3	7	1	0.0013	9
6	7B8B	5B6B	0	1	0.3	3	1	0.0008	16
7	5B6B	3B4B	0	1	0.3	2	1	0.0008	11
8	3B4B	1B2B	0.58	0.42	0.5	3	1	0.0002	13
9	9A10A	11A12A	0	1	0	2	1	0.0002	6.5
10	11B12B	9B10B	0.38	0.62	0.65	5	1	0.0002	8

4.4 ผลการประเมินประสิทธิภาพของ Algorithm

ทางผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบค่า Performance ของแต่ Algorithm บนทางพิเศษทั้ง 10 ช่วงในรูปแบบที่ 14 กราฟชุดล่างสุดของรูปที่ 14 (Results vs. Time) จะมีกราฟสี่เส้นเรียงจากบนลงล่าง โดยมีรายละเอียดดังนี้

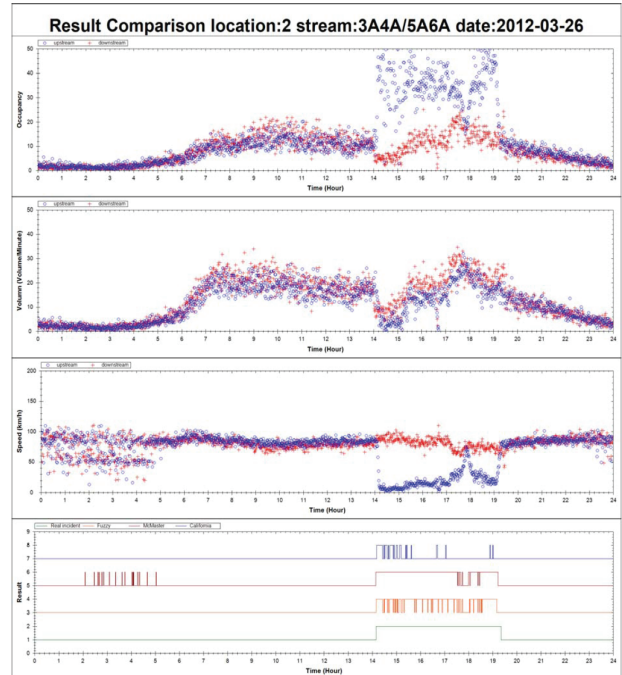
- กราฟเส้นสีน้ำเงิน แสดงถึงผลลัพธ์ของ California Algorithm มีค่า 7 (ไม่พบอุบัติเหตุ) หรือ 8 (แจ้งเตือนอุบัติเหตุ)
- กราฟเส้นสีน้ำตาล แสดงถึงผลลัพธ์ของ McMaster Algorithm มีค่า 5 (ไม่พบอุบัติเหตุ) หรือ 6 (แจ้งเตือนอุบัติเหตุ)
- กราฟเส้นสีน้ำเงิน แสดงถึงผลลัพธ์ของ Fuzzy Logic Algorithm มีค่า 3 (ไม่พบอุบัติเหตุ) หรือ 4 (แจ้งเตือนอุบัติเหตุ)
- กราฟเส้นสีเขียว แสดงถึงช่วงเวลาที่เกิดอุบัติเหตุจริง มีค่า 1 (ไม่มีอุบัติเหตุ) หรือ 2 (มีอุบัติเหตุ)

กราฟนี้แสดงให้เห็นว่า McMaster Algorithm จะมีความไวต่อการตรวจจับอุบัติเหตุมากกว่า California Algorithm

อย่างไรก็ตาม ในช่วง 2:00 - 5:00 น. McMaster Algorithm มีการแจ้งเตือน False Alarm ซึ่งอาจเกิดจากการตรวจวัดที่ผิดพลาดของอุปกรณ์ในช่วงที่แสงสว่างไม่เพียงพอ ส่วน Weighted Fuzzy Logic นั้นมีความไวในการตรวจจับเทียบเท่า McMaster Algorithm แต่สามารถกรอง False Alarm ในช่วงกลางคืนออกได้ ด้วยการพิจารณาถึงความเป็นไปได้ หรือ Likelihood ของอุบัติเหตุ ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่า การนำ Weighted Fuzzy Logic มาใช้ จะช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพและประสิทธิผลของระบบตรวจจับอุบัติเหตุบนทางพิเศษแบบอัตโนมัติได้เป็นอย่างดี ถึงแม้ว่าตำแหน่งจุดติดตั้งอุปกรณ์จะห่างกันมากก็ตาม

5. สรุปผลการศึกษา

สำหรับระบบตรวจจับอุบัติเหตุแบบ Traffic Parameter-based Algorithm นั้น จะมีประสิทธิภาพและประสิทธิผลที่ดี ในกรณีที่มีปริมาณจราจรสูง เช่น ช่วง AM Peak และ PM Peak และอุบัติเหตุ นั้นก่อให้เกิดการจราจรติดขัด ซึ่งทางผู้วิจัยได้เก็บรวบรวมข้อมูลอุบัติเหตุที่ทำให้เกิดการจราจรติดขัดได้ (Incident-Induced Congestion) ได้ทั้งสิ้น 36 ครั้ง บนทางพิเศษกาญจนาภิเษกทั้งหมด



รูปที่ 14 การเปรียบเทียบผลการตรวจจับอุบัติเหตุการณของ California Algorithm, McMaster Algorithm, และ Weighted Fuzzy Logic ในช่วงที่ 2 หรือระหว่างสถานีตรวจวัด 03A/04A และ 05A/06A

10 ช่วง ช่วงที่มีอุบัติเหตุมากที่สุด ได้แก่ ช่วงที่ 2 (Station 03A/04A - Station 05A/06A) มีอุบัติเหตุทั้งสิ้น 8 ครั้ง ช่วงที่มีอุบัติเหตุแบบการจราจรติดขัดไม่เกิน 2 ครั้งภายในช่วงเวลาศึกษา 5 เดือน มี 4 ช่วงทางพิเศษด้วยกัน ได้แก่ ช่วงที่ 1 (2 ครั้ง), ช่วงที่ 3 (1 ครั้ง), 7 (2 ครั้ง), และช่วงที่ 9 (2 ครั้ง) เมื่อพิจารณาปริมาณจราจรเฉลี่ยต่อวันแล้ว จะอยู่ที่ไม่เกิน 1300 คันต่อชั่วโมงต่อช่องทาง ซึ่งต่ำกว่าความจุ (Capacity) ทั่วไปของทางพิเศษ หรือประมาณ 1,800-2,000 คันต่อชั่วโมงต่อช่องทาง จึงเป็นสาเหตุให้พบอุบัติเหตุแบบการจราจรติดขัดได้ค่อนข้างน้อย อย่างไรก็ตาม ถึงแม้ว่าจะมีข้อจำกัดของข้อมูลอุบัติเหตุ ทางผู้วิจัยได้พัฒนาระบบตรวจจับอุบัติเหตุในสภาพการจราจรแบบติดขัดไว้แบ่งเป็น 3 วิธี ได้แก่ California Algorithm, McMaster Algorithm และ Weighted Fuzzy Logic โดยทุกวิธีที่เสนอ จะถูกประเมินด้วย Objective Function เพื่อให้ได้ค่า DR ที่สูง, FAR ที่ต่ำ, และ Median TTD อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ โดยทั่วไป จะกำหนดเกณฑ์ดังนี้ DR>=80%, FAR<=1%, TTD <= 5 นาที

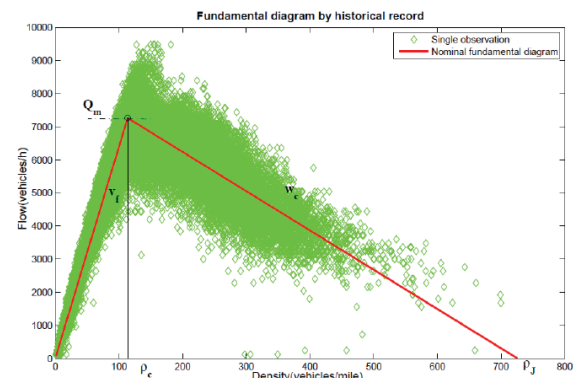
เมื่อทดสอบข้อมูลอุบัติเหตุด้วย California Algorithm แล้วนั้นพบว่าผลลัพธ์ที่ได้ยังไม่เป็นที่น่าพอใจมากโดยเฉพาะค่า DR ที่ค่อนข้างต่ำ ซึ่งอาจจะเกิดจากข้อมูลอุบัติเหตุที่ยังมีน้อยและจุดตรวจวัดสภาพจราจรตั้งอยู่ห่างกันมาก ทำให้ California Algorithm ซึ่งต้องทำการเปรียบเทียบ Occupancy ที่ Upstream และ Downstream นั้น ไม่สามารถตรวจจับอุบัติเหตุได้ดีเท่าที่ควร ค่า DR ที่ประเมินออกมาค่อนข้างต่ำ คืออยู่ระหว่าง 0 ถึง 33 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งก็ทำให้ค่า FAR ต่ำลงด้วย นอกจากนี้ Median TTD ยังสูงถึง 31 นาที และ 48 นาที ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงได้พัฒนา Algorithm ด้วยวิธีอื่นต่อไป เมื่อนำข้อมูลชุด

เดียวกันมาพัฒนา McMaster Algorithm เพื่อใช้ในการตรวจจับอุบัติเหตุแล้วพบว่า ได้ผลโดยรวมที่ดีกว่า California Algorithm โดยมีค่า DR เพิ่มขึ้นเป็น 80% - 100% แล้วแต่ช่วงทางพิเศษ ค่า FAR ก็ลดลงเหลือประมาณ 1.7% ส่วนค่า MTTD โดยรวมจะอยู่ในช่วง 8 - 15 นาที ซึ่งยังสูงกว่าค่าที่ยอมรับได้ทั่วไปอยู่ทางผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์ของการตรวจจับจากทาง California Algorithm และ McMaster Algorithm มาเปรียบเทียบกัน พบว่า McMaster Algorithm จะให้ค่าที่มีความถูกต้องมากกว่า อย่างไรก็ตาม ในบางสภาพจราจร California Algorithm จะมีความถูกต้องมากกว่า ดังนั้น ทางผู้วิจัยจึงได้นำเอาผลลัพธ์ของทั้งสองวิธีมาใช้ในการตรวจจับอุบัติเหตุ ซึ่งเป็นการรวมผลลัพธ์ด้วยการใช้ Weighted Fuzzy Logic หรือเป็นการให้น้ำหนักของผลลัพธ์จากทั้ง California Algorithm และ McMaster Algorithm ขึ้นอยู่กับความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ในแต่ละช่วงถนน หรือช่วงเวลา ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จาก Weighted Fuzzy Logic นั้น มีประสิทธิภาพและประสิทธิผลที่สูงกว่า California Algorithm หรือ McMaster Algorithm เพียงอย่างเดียว ดังจะเห็นได้จากตารางที่ 6-6 ซึ่งจะพบว่า DR นั้น มีค่า 100% บนทุกช่วงทางพิเศษ ยกเว้นช่วงที่ 2 ซึ่งมี DR เท่ากับ 87.5% ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานที่ 80% ค่า FAR นั้นลดลงเหลือประมาณ 0.1% ถึง 1 เปอร์เซ็นต์ และค่า MTTD เฉลี่ยอยู่ที่ประมาณ 11 นาทีที่เห็นได้ว่า ค่า DR และ FAR นั้นอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ อย่างไรก็ตามระยะเวลาในการตรวจจับ (MTTD) 10 นาทีนั้นยังเกินค่ามาตรฐานที่ 5 นาทีอยู่ ซึ่งเกิดจากข้อจำกัดของข้อมูลได้แก่ ช่วงข้อมูลที่ใช้ในการเฉลี่ยค่า Occupancy และ Volume นั้น ยังเป็น 1 นาทีอยู่ ตามที่เก็บได้ในเดือนกุมภาพันธ์ถึงพฤษภาคม 2555 ซึ่งในการใช้ McMaster Algorithm นั้น มักจะใช้ค่าเฉลี่ยทุก 20 ถึง 30 วินาที นอกจากนั้น จุดเก็บข้อมูลในปัจจุบัน ยังมีระยะที่ห่างมากอยู่ เฉลี่ยอยู่ที่ 5-6 กม. ต่อช่วง ในขณะที่ระยะห่างช่วงทางพิเศษที่ใช้ในการตรวจจับโดยทั่วไปจะอยู่ที่ 500-1000 ม. ดังนั้น หากทาง กทพ. ติดตั้งอุปกรณ์ตรวจวัดสภาพจราจรได้ถี่ขึ้นและตั้งค่าการรวมผลข้อมูลอยู่ที่ทุก ๆ 20-30 วินาที จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของ Weighted Fuzzy Logic ที่พัฒนาขึ้น และสามารถนำไปใช้ในการสนับสนุนเจ้าหน้าที่สื่อสารในการตรวจจับอุบัติเหตุบนทางพิเศษได้จริง

6. ข้อเสนอแนะ

องค์ประกอบที่สำคัญประการหนึ่งของระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติคือ อุปกรณ์ตรวจวัดสภาพจราจร (Sensor) ซึ่งจะเป็นอุปกรณ์ที่เก็บข้อมูลเพื่อป้อนเข้าสู่ระบบ ในส่วนนี้ ผู้วิจัยจะได้ให้ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับระยะห่างที่เหมาะสมสำหรับการติดตั้งอุปกรณ์ตรวจวัดสภาพจราจรในมุมมองของการตรวจจับอุบัติเหตุ ซึ่งข้อพิจารณาสำคัญจะเกี่ยวข้องกับช่วงระยะเวลาความยาวแถวคอยของกระแสจราจร กล่าวคือ ระยะห่างระหว่าง Sensor ควรมีระยะทางเหมาะสมให้ Sensor สามารถตรวจจับสภาพความเป็นไปของกระแสจราจรได้ในช่วงระยะเวลาที่กำหนด ซึ่งในระบบตรวจจับอุบัติเหตุอัตโนมัติที่ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาขึ้นนี้มีการตั้งค่า Detection Time เท่ากับ 1 นาที และในระบบจะต้องมีการตรวจสอบข้อมูล 2 ครั้ง จึงคิดเป็นระยะเวลาตรวจจับทั้งหมดเท่ากับประมาณ 2 นาที ดังนั้นช่วงระยะเวลาที่ตรวจจับของ Sensor ก็ไม่ควรเกินกว่า 2 นาทีเช่นกันในการคิดความเร็วของกระแสจราจรเพื่อหาระยะที่เหมาะสมสำหรับการติดตั้ง Sensor นั้น จะคิดจากกรณีที่อุบัติเหตุเกิดขึ้นในสภาพการจราจรติดขัด (Congested) ซึ่งความเร็วของการเพิ่มขึ้นของแถวคอย (Backward Wave Speed) สามารถประมาณได้จากงานวิจัยที่

ผ่านมา ดังแสดงในรูปที่ 15 ซึ่งแสดงความสัมพันธ์อัตราการไหล และความหนาแน่นจราจรพื้นฐานในรูปที่ 15 ในช่วงสายทางหลัก (Main Line) พบว่า Backward Wave Speed (ค่าความชันของกราฟหลังจุดความจุสูงสุด, W_c) จะมีค่าที่ประมาณ 20 กิโลเมตรต่อชั่วโมง (ประมาณ 300 เมตรต่อนาที) และในสภาพการณ์อุบัติเหตุพบว่า Capacity ของถนนจะลดลงประมาณ 2 ใน 3 ซึ่งผลให้ความเร็วเพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 30 ดังนั้น Backward Wave Speed จะมีค่าประมาณ 40 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ซึ่งคิดเป็นระยะทางประมาณ 1,500 เมตร ในช่วงระยะเวลา 2 นาที ของรอบการตรวจจับอุบัติเหตุ จึงกล่าวได้ว่า ในช่วงสายทางหลักของทางพิเศษ ระยะห่างการติดตั้ง Sensor ที่มีความเหมาะสมในมุมมองของการตรวจจับอุบัติเหตุ ได้แก่ 1,500 เมตร อย่างไรก็ตามเพื่อให้การพัฒนา ระบบตรวจจับอุบัติเหตุมีความสมบูรณ์ กทพ. จะพัฒนาระบบการตรวจจับอุบัติเหตุภายใต้สภาพการจราจรคล่องตัวเพื่อให้ครอบคลุมลักษณะการจราจรทุกรูปแบบที่อาจเกิดขึ้นบนทางพิเศษ และในอนาคต จะพัฒนาระบบการตรวจจับอุบัติเหตุทั้งภายใต้สภาพจราจรหนาแน่น และภายใต้สภาพการจราจรคล่องตัวให้เป็นรูปแบบ online simulation ต่อไป



รูปที่ 15 ความสัมพันธ์อัตราการไหล และความหนาแน่นจราจรพื้นฐาน

เอกสารอ้างอิง

- [1] Payne, H.J. and Tignor, S.C. (1978). "Freeway incident-detection algorithms based on decision trees with states." Transportation Research Record, No. 682, TRB, National Research Council, pp.30-37.
- [2] Parkany, E. and Xie, C. (2005). "A Complete Review of Incident Detection Algorithms & Their Deployment: What Works and What Doesn't" University of Massachusetts Transportation Center, February, 2005
- [3] Martin, P. T., J. Perrin, et al. (2001). Incident Detection Algorithm Evaluation, University of Utah.
- [4] Balke, K.N. (1993). "An evaluation of existing incident detection algorithms." Research Report, FHWA/TX- 3/1232-20, Texas Transportation Institute, the Texas A&M University System, College Station, TX, November 1993.
- [5] Forbes, G.J. and Hall, F.L. (1990). "The applicability of Catastrophe theory in modeling freeway traffic operations." Transportation Research Part A, Vol. 24, No. 5, pp. 335-344.
- [6] Forbes, G.J. (1992). "Identifying incident congestion." ITE Journal, Vol. 62, No. 6, ITE, pp. 17-22.

- [7] http://www.civ.utoronto.ca/sect/traeng/its/downloads/delete/mcmaster_incident_detection_algorithm.pdf
- [8] Chang, E.C.-P. and Wang, S.-H. (1994). "Improved freeway incident detection using fuzzy set theory." Transportation Research Record, No. 1453, TRB, National Research Council, pp. 75-82.
- [9] Stephanedes, Y.J., Chassiakos, A.P. and Michalopoulos, P.G. (1992). "Comparative performance evaluation of incident detection algorithms." Transportation Research Record, No.1360, TRB, National Research Council, pp. 50-57.
- [10] Ritchie, S.G. and Cheu, R.L. (1993). "Simulation of freeway incident detection using artificial neural networks." Transportation Research Part C, Vol. 1, No. 3, pp. 203-217.
- [11] Hsiao, C.-H., Lin, C.-T. and Cassidy, M. (1994). "Application of fuzzy logic and neural networks to automatically detect freeway traffic incidents." Journal of Transportation Engineering, Vol. 120, No. 5, ASCE, pp. 753-772.