

การทำนายระยะเวลาการเดินทางบนทางพิเศษ โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

นายธีศิษฐ์ ก้อนแก้ว

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2554

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)

are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

TRAVEL TIME PREDICTION ON FREEWAY BY SUPPORT VECTOR MACHINE

Mr. Theesit Konkaew

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Computer Engineering

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2011

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การทำนายนระยะเวลาการเดินทางบนทางพิเศษโดยวิธีซัพพอร์ต
เวกเตอร์แมชชีน
โดย นายธีวิชญ์ ก้อนแก้ว
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก อาจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ดร.วสันต์ ภัทรอริคม

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร. บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(อาจารย์ ดร. นัทที นิภานันท์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(อาจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม
(ดร.วสันต์ ภัทรอริคม)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร. สรวิศ นฤปิติ)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ดร.ศุภกร สิทธิไชย)

ชื่อกิตติกรรมบัตร : การทำนายระยะเวลาการเดินทางบนทางพิเศษโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน. (Travel Time Prediction on Freeway by Support Vector Machine) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : ดร. เศรษฐา ปานงาม อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม : ดร. วสันต์ ภัทรอริคม , 216 หน้า.

การให้ข้อมูลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าที่เหมาะสมเป็นประโยชน์ต่อการวางแผนในการเดินทาง งานวิจัยนี้นำเสนอการวิธีทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในระยะเวลาไม่เกิน 60 นาทีโดยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ ความเร็ว ปริมาณรถ ต่อนาที ความเร็วของช่วงเวลาก่อนขณะทำนาย ปริมาณรถต่อนาทีก่อนขณะทำนาย และ เวลา ณ ขณะทำนาย เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับแบบจำลอง ซึ่งจะประเมินประสิทธิภาพในการทำนายโดยการนำมาเปรียบเทียบกับการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตและการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) และ RMSE (Root Mean Square Error) เป็นเครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพ โดยจะแบ่งสถานการณ์ในการทำนายเป็น 2 สถานการณ์คือ 1. สถานการณ์จริงซึ่งจะใช้ข้อมูลจากกล้องที่ติดตั้งบนทางพิเศษเฉลิมมหานคร 2. สถานการณ์จำลองซึ่งจำลองจากโปรแกรมจำลองการจราจร ซึ่งในสถานการณ์จริงนั้นแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีประสิทธิภาพในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางดีกว่าวิธีอื่นๆ โดยมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE น้อยกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 7.67% และวิธีการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีต 9.76% ในสถานการณ์จำลองนั้นประสิทธิภาพของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE มีความแตกต่างกัน 1 – 2% และเมื่อเปรียบเทียบอัตราความผิดพลาดต่อระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้าแล้วพบว่าการทำนายโดยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้นมีอัตราเพิ่มขึ้นของความผิดพลาดต่อระยะเวลาการทำนายล่วงหน้าที่เพิ่มขึ้นต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม นอกจากนี้ยังพบว่าความแปรปรวนของการจราจรนั้นส่งผลกระทบต่อการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า จากการทดลองพบว่าประสิทธิภาพในการทำนายในช่วงเวลาที่การจราจรมีความแปรปรวนสูงที่สุดในแต่ละวัน มีค่าความผิดพลาดสูงกว่าช่วงเวลาอื่นๆ

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....

ปีการศึกษา 2554 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม.....

##5170340321: MAJOR COMPUTER ENGINEERING

KEYWORDS: INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS/ ITS / SUPPORT VECTOR MACHINE / ADVANCED TRAVELER INFORMATION SYSTEMS/ ATIS

THEESIT KONKAEW: TRAVEL TIME PREDICTION ON FREEWAY BY SUPPORT VECTOR MACHINE. ADVISOR: SETHA PAN-NGUM, Ph.D., CO-ADVISOR: WASAN PATTARA-ATTIKOM, Ph.D.,216 pp.

Providing accuracy travel time prediction is important part for route planning applications. This research proposes a short-term prediction method travel time up to 60 minutes by Support Vector Machine (SVM) which inputs are speed, flow, speed and flow before current time and time of day. The result performance is compared to historical approach and artificial neural network (ANN). MAPE (Mean Absolute Percentage Error) and RMSE (Root Mean Square Error) are used as error measurement. Two traffic scenarios are considered. Firstly, Real Traffic scenario of which data is obtained from installed cameras along Chalerm Mahanakorn Expressway in Bangkok, Thailand. Secondly, Simulated Traffic scenario of which data is obtained from simulation software. According to Real Traffic scenario, the prediction result of SVM outperforms other approaches. Its MAPE result is 7.67% and 9.76% less than ANN and historical approach respectively. In Simulated Traffic scenario, SVM prediction result is 1 - 2% different from ANN. Finally, SVM shows the advantage of prediction potential over ANN. The prediction error over time of SVM is less than that of ANN. Moreover, traffic variant is affect to the prediction performance. According to the experiments, the performance of prediction during the highest traffic variant period of day is worse than other periods.

Department: Computer Engineering Student's Signature

Field of Study: Computer Engineering Advisor's Signature

Academic Year: 2011 Co-Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี โดยได้รับความกรุณาอย่างยิ่ง ดร.เศรษฐา ปานงาม และ ดร.วสันต์ ภัทรอริคม อาจารย์ที่ปรึกษาที่ได้ให้ความรู้ แนวคิด คำปรึกษา คำแนะนำ ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องในการทำวิทยานิพนธ์ตั้งแต่เริ่มต้นจนสำเร็จเสร็จสิ้น ข้าพเจ้าจึงขอกราบขอบพระคุณอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณดร.มาโนช โลหเตปานนท์ โครงการเพิ่มศักยภาพเพื่อก้าวสู่ความเป็นเลิศด้านวิศวกรรมศาสตร์สาขาโครงสร้างพื้นฐานเพื่อส่งเสริมระบบการขนส่งโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน ที่ช่วยสนับสนุนทุนการศึกษาแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ อาจารย์ ดร. นันทินี นิภานันท์ ดร.ศุภกร สิทธิไชย และรองศาสตราจารย์ ดร. สรวิศ นฤปิติ ที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำ ให้ความรู้และสละเวลามาเป็นคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และขอขอบพระคุณ ดร.ปิติ โรจน์วรรณสินธุ์ ในคำแนะนำเกี่ยวกับการเก็บรวบรวมข้อมูล และข้าพเจ้าต้องขอขอบพระคุณคณาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้อันเป็นประโยชน์ทั้งในการทำวิจัยและการประกอบอาชีพในอนาคตแก่ข้าพเจ้า

นอกจากนี้ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณทุกท่านที่มีส่วนในการให้ความอนุเคราะห์และอำนวยความสะดวกในการเก็บรวบรวมข้อมูล รวมถึงหน่วยงานต่างๆ ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลสำหรับการวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และขอขอบคุณ พัฒน์ จูน และอันให้ความช่วยเหลือในเรื่องแนะนำข้อมูล และส่วนประกอบต่างๆ ที่ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณพ่อคุณแม่ ที่คอยอบรมสั่งสอน ดูแล ห่วงใย และขอบคุณเพื่อนๆ ทุกคนที่คอยเป็นกำลังใจและร่วมยินดีกับข้าพเจ้าเสมอมา ครอบครัวเป็นกำลังใจที่ดี และเป็นแรงผลักดันที่ทำให้ข้าพเจ้าสามารถประสบความสำเร็จได้ในวันนี้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญภาพ	ต
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ในการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตงานวิจัย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
1.5 แนวทางการวิจัย.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1.1 คำนิยามด้านการจราจร	4
2.1.2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อระยะเวลาในการเดินทาง.....	7
2.1.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง (Travel Time Prediction)	9
2.1.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network model)	10
2.1.5 แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)	15
2.1.6 การค้นหาแบบตาราง (Grid Search)	22
2.1.7 การทดสอบแบบสลับ (Cross Validation)	22
2.1.8 การวัดค่าความผิดพลาด.....	23
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	23
2.2.1 การใช้รูปแบบการจราจรจากอดีตและปัจจุบัน	23
2.2.2 การวิเคราะห์การถดถอย	24
2.2.3 การวิเคราะห์ห้อนุกรมเวลา.....	25
2.2.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	26

บทที่ 3	วิธีดำเนินการวิจัย	29
3.1	ข้อมูลการจราจร	30
3.1.1	ข้อมูลจากกล้อง CCTV	30
3.1.2	ข้อมูลจากกล้อง DVR	31
3.2	การจำลองการจราจร (Simulation).....	31
3.2.1	ขั้นตอนการสร้างถนนและการจราจรจำลอง.....	33
3.3	ทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต	35
3.3.1	ชุดข้อมูลจากกล้อง CCTV และ DVR.....	36
3.3.2	ชุดข้อมูลจากการจำลองการจราจร (Simulation).....	36
3.4	ทำนายระยะเวลาเดินทางโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	36
3.4.1	กำหนดลักษณะข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง	37
3.4.2	การหาค่าพารามิเตอร์	38
3.4.3	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า.....	39
3.5	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	40
3.5.1	กำหนดลักษณะข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง	42
3.5.2	หาค่าพารามิเตอร์	42
3.5.3	การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	44
3.5.4	การใช้งานโปรแกรม Weka 3.6 เพื่อการทำนาย.....	44
3.6	การพิจารณาอินพุตในแบบจำลอง.....	46
3.6.1	การพิจารณาอินพุต	46
3.6.2	การทดสอบอินพุต	47
3.6.3	ผลการทดสอบอินพุต	48
3.7	ประสิทธิภาพในการทำนาย	49
3.8	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า	49
3.8.1	เปรียบเทียบผลการทำนายจากแบบจำลองต่างๆ	50
3.8.2	เปรียบเทียบผลการทำนายจากระยะเวลาล่วงหน้าที่ทำนาย	50
บทที่ 4	ข้อมูลเบื้องต้น	51
4.1	ข้อมูลจากกล้อง CCTV	51
4.1.1	ความเร็วเฉลี่ย (Time mean speed).....	51
4.1.2	ปริมาณรถต่อเวลา.....	52

4.1.3	ประเมินระยะเวลาในการเดินทาง (Estimated Travel Time).....	53
4.2	ข้อมูลจากกล้อง DVR	54
4.3	ข้อมูลในการจำลองการจราจร (Simulation)	56
4.3.1	ความเร็วเฉลี่ย (Time-mean Speed).....	56
4.3.2	ปริมาณรถต่อเวลา (Flow)	57
4.3.3	ระยะเวลาในการเดินทาง (Travel Time).....	59
4.4	ข้อมูลทางสถิติต่างๆ.....	60
4.4.1	ข้อมูลสถิติรายวัน.....	60
4.4.2	สถิติรายชั่วโมง	63
บทที่ 5	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีต	68
5.1	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีต	68
5.2	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จริง.....	68
5.3	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จำลอง	71
5.4	สรุปผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลจากในอดีต	74
5.5	เปรียบเทียบผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางกับระยะเวลาในการเดินทางจริง	75
บทที่ 6	แบบจำลองซอฟต์แวร์แมชชีน	78
6.1	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้แบบจำลองซอฟต์แวร์แมชชีน	78
6.2	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จริง	78
6.2.1	เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)	79
6.2.2	เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดจริง (Observed Travel Time).....	84
6.3	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จำลอง	87
6.3.1	การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553	88
6.3.2	การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553	97
6.3.3	การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553	105
6.3.4	ประสิทธิภาพการทำนายตามระยะเวลาการทำนายล่วงหน้า	113
6.4	วิเคราะห์และสรุปผลการทำนาย	115
บทที่ 7	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	117
7.1	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	117
7.2	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จริง.....	117
7.2.1	เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้.....	117

7.2.2	เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)	122
7.3	การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จำลอง	125
7.3.1	การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553	126
7.3.2	การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553	134
7.3.3	การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553	142
7.3.4	ประสิทธิภาพในการทำนายตามระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า	150
7.4	วิเคราะห์และสรุปผลการทำนาย	153
บทที่ 8	การเปรียบเทียบการทำนาย	154
8.1	เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการทำนายในแบบจำลองต่าง ๆ	154
8.1.1	เปรียบเทียบในสถานการณ์จริง	154
8.1.2	เปรียบเทียบในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553	155
8.1.3	เปรียบเทียบในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553	157
8.1.4	เปรียบเทียบในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553	158
8.1.5	วิเคราะห์และสรุปผล	159
8.2	เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการทำนายจากระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า	159
บทที่ 9	สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ	162
9.1	อภิปรายและสรุปผลการศึกษา	162
9.2	ข้อเสนอแนะ	164
9.3	การนำไปใช้จริง	165
9.3.1	การติดตั้งฮาร์ดแวร์	165
9.3.2	การทำนายระยะเวลาในการเดิน โดยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน	166
9.3.3	การปรับปรุงประสิทธิภาพในการทำนาย	166
	รายการอ้างอิง	167
	ภาคผนวก	173
	ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	216

สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 3-1 ตารางแสดงค่าความเสี่ยงเชิงการทดลองในกลุ่มอินพุตรูปแบบต่างๆ ใน สถานการณ์จำลอง.....	48
ตาราง 3-2 ตารางแสดงค่าความเสี่ยงเชิงการทดลองในกลุ่มอินพุตรูปแบบต่างๆ ใน สถานการณ์จำลอง.....	48
ตาราง 4-1 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้จากสถานการณ์ จริง	61
ตาราง 4-2 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้จากสถานการณ์ จำลอง.....	61
ตาราง 4-3 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในวันที่ใช้ การทำงาน.....	61
ตาราง 4-4 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางจริงได้ในวันที่ใช้ การทำงาน.....	62
ตาราง 4-5 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จริง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553	63
ตาราง 4-6 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	64
ตาราง 4-7 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	65
ตาราง 4-8 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	66
ตาราง 5-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำงานระยะเวลาการเดินทาง จากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต	71
ตาราง 5-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำงานระยะเวลาการเดินทาง จากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต	71
ตาราง 5-3 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำงานระยะเวลาการเดินทาง จากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง.....	73
ตาราง 5-4 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำงานระยะเวลาการเดินทาง จากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง.....	74

ตาราง 5-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง จากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง.....	76
ตาราง 5-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง จากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง.....	76
ตาราง 6-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จริง	80
ตาราง 6-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จริง	81
ตาราง 6-3 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา.....	82
ตาราง 6-4 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา.....	83
ตาราง 6-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้ ใน สถานการณ์จริง	86
ตาราง 6-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้ ใน สถานการณ์จริง	87
ตาราง 6-7 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ในสถานการณ์ จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	90
ตาราง 6-8 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ในสถานการณ์ จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	91

ตาราง 6-9 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	92
ตาราง 6-10 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	93
ตาราง 6-11 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 9 มิ.ย. 2553	96
ตาราง 6-12 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 9 มิ.ย. 2553	96
ตาราง 6-13 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	99
ตาราง 6-14 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	99
ตาราง 6-15 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	100
ตาราง 6-16 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	101
ตาราง 6-17 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553	104
ตาราง 6-18 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553	104

ตาราง 6-19 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	107
ตาราง 6-20 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	107
ตาราง 6-21 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	108
ตาราง 6-22 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	109
ตาราง 6-23 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริง ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	112
ตาราง 6-24 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริง ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	112
ตาราง 6-25 ตารางแสดงความชันของเส้นแนวโน้มของค่าความผิดพลาดในวันต่าง ๆ	115
ตาราง 7-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์ที่จริง.....	119
ตาราง 7-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์ที่จริง.....	120
ตาราง 7-3 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา.....	120
ตาราง 7-4 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา.....	121

ตาราง 7-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จริง.....	124
ตาราง 7-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จริง.....	125
ตาราง 7-7 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.....	128
ตาราง 7-8 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.....	128
ตาราง 7-9 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย โครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	129
ตาราง 7-10 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย โครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	130
ตาราง 7-11 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	133
ตาราง 7-12 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	133
ตาราง 7-13 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.....	136
ตาราง 7-14 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.....	136
ตาราง 7-15 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย โครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	137

ตาราง 7-16 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย โครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	138
ตาราง 7-17 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	141
ตาราง 7-18 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	141
ตาราง 7-19 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.....	144
ตาราง 7-20 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.....	144
ตาราง 7-21 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย โครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	145
ตาราง 7-22 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ใน สถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา.....	146
ตาราง 7-23 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	148
ตาราง 7-24 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการ เดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	149
ตาราง 7-25 ตารางแสดงความชันของเส้นแนวโน้มของค่าความผิดพลาดในวันต่าง ๆ	152
ตาราง 8-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	154

ตาราง 8-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	154
ตาราง 8-3 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	155
ตาราง 8-4 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	155
ตาราง 8-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	157
ตาราง 8-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	157
ตาราง 8-7 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	158
ตาราง 8-8 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการ ทำนายทำนายล่วงหน้า.....	158
ตาราง 8-9 เปรียบเทียบอัตราการเพิ่มขึ้นของค่าความผิดพลาด MAPE ต่อระยะเวลา การทำนายล่วงหน้า	160
ตาราง 8-10 เปรียบเทียบอัตราการเพิ่มขึ้นของค่าความผิดพลาด RMSE ต่อระยะเวลา การทำนายล่วงหน้า	160

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพ 2.1 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณจราจรและระยะเวลาในการเดินทาง	7
ภาพ 2.2 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณรถและระยะเวลาในการเดินทาง	8
ภาพ 2.3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วและระยะเวลาในการเดินทาง	9
ภาพ 2.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซปตรอน	11
ภาพ 2.5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น	12
ภาพ 2.6 การแบ่งกลุ่มของ Support Vector Machine	16
ภาพ 2.7 Support Vector Machine	18
ภาพ 2.8 การแปลงชุดข้อมูลให้อยู่ในพีเจอร์สเปซที่มีมิติมากกว่าและแบ่งโดยสมการเส้นตรง	19
ภาพ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย	29
ภาพ 3.2 แผนภาพการติดตั้งกล้องบนทางพิเศษเฉลิมมหานคร	30
ภาพ 3.3 ตัวอย่างภาพจากกล้อง DVR ที่จุดที่ 2 (ซ้าย) และจุดที่ 10 (ขวา)	31
ภาพ 3.4 การสร้างการจราจรจำลองโดยโปรแกรม Aimsun 6.0	33
ภาพ 3.5 ระยะห่างระหว่างกล้อง CCTV แต่ละจุด	34
รูป 3.6 ลักษณะการติดตั้งเครื่องตรวจจับ และทางเข้า-ออกของถนน	35
ภาพ 3.7 ลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองระยะเวลาในการเดินทางในอดีต	36
ภาพ 3.8 ขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน	37
ภาพ 3.9 ขั้นตอนในการทำนายระยะเวลาการเดินทางและทดสอบแบบจำลอง	40
ภาพ 3.10 ขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	41
ภาพ 3.11 การพัฒนาแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมโดยโปรแกรม Weka 3.6	42
ภาพ 4.1 ตัวอย่างความเร็วเฉลี่ยที่ประมวลผลจากกล้อง CCTV ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553	52
ภาพ 4.2 ตัวอย่างปริมาณรถต่อนาทีที่ประมวลผลได้จากกล้อง CCTV ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553	53
ภาพ 4.3 การแบ่งช่วงเวลาในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เพื่อหาค่าน้ำหนัก	54
ภาพ 4.4 ระยะเวลาในการเดินทางที่ประมวลได้จากกล้อง DVR ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553	55
ภาพ 4.5 ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร (Simulation) ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553	56
ภาพ 4.6 เปรียบเทียบปริมาณรถต่อ 5 นาที จากข้อมูลจริง และการจำลองการจราจร	58
ภาพ 4.7 ปริมาณรถต่อนาทีจากการจำลองการจราจรในวันที่ 3 มิ.ย. 2553	59

ภาพ 4.8 ระยะเวลาในการเดินทางที่ได้จากการจำลอง (Simulation) ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553.....	60
ภาพ 5.1 เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายจากข้อมูลในอดีตกับระยะเวลา เดินทางที่ประเมินได้ในวันดังกล่าวและระยะเวลาเดินทางจริง.....	69
ภาพ 5.2 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีต	70
ภาพ 5.3 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีต	70
ภาพ 5.4 เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายจากข้อมูลในอดีตกับระยะเวลา ที่ใช้ในการเดินทางที่ประเมินได้ ในวันต่าง ๆ	72
ภาพ 5.5 เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายจากข้อมูลในอดีตกับระยะเวลา ที่ใช้ในการเดินทางจริง ในวันต่าง ๆ.....	73
ภาพ 5.6 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตในสถานการณ์ จำลอง.....	75
ภาพ 5.7 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตในสถานการณ์ จำลอง.....	75
ภาพ 6.1 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แม ชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง.....	79
ภาพ 6.2 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง	80
ภาพ 6.3 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง	80
ภาพ 6.4 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แม ชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จริง.....	84
ภาพ 6.5 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จริง	85
ภาพ 6.6 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใน สถานการณ์จริง	86
ภาพ 6.7 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แม ชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.....	89

ภาพ 6.21 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 11 มิ.ย.....	106
ภาพ 6.22 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แม ชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	110
ภาพ 6.23 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553	111
ภาพ 6.24 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553	111
ภาพ 6.25 แนวโน้มค่าความผิดพลาด MAPE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนาย ล่วงหน้า.....	114
ภาพ 6.26 แนวโน้มค่าความผิดพลาด RMSE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนาย ล่วงหน้า.....	114
ภาพ 7.1 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง	118
ภาพ 7.2 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาท เทียมในสถานการณ์จริง	118
ภาพ 7.3 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาท เทียมในสถานการณ์จริง	119
ภาพ 7.4 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมในสถานการณ์จริง	123
ภาพ 7.5 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาท เทียมในสถานการณ์จริง	123
ภาพ 7.6 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาท เทียมในสถานการณ์จริง	124
ภาพ 7.7 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์ จำลองวันที่ 9 มิ.ย.....	126

ภาพ 7.8 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.....	127
ภาพ 7.9 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.....	127
ภาพ 7.10 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์ที่จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	131
ภาพ 7.11 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์ที่จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	132
ภาพ 7.12 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์ที่จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553.....	132
ภาพ 7.13 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.....	134
ภาพ 7.14 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.....	135
ภาพ 7.15 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.....	135
ภาพ 7.16 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	139
ภาพ 7.17 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	140
ภาพ 7.18 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จำลองในวันที่ 10 มิ.ย. 2553.....	140

ภาพ 7.19 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.....	142
ภาพ 7.20 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.....	143
ภาพ 7.21 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.....	143
ภาพ 7.22 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553	147
ภาพ 7.23 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	148
ภาพ 7.24 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553.....	148
ภาพ 7.25 แนวโน้มค่าความผิดพลาด MAPE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า.....	151
ภาพ 7.26 แนวโน้มค่าความผิดพลาด RMSE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า.....	151
ภาพ 9.1 รูปแบบการติดตั้งฮาร์ดแวร์.....	165

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันนี้จำนวนผู้ใช้ท้องถนนไม่ว่าจะใช้เพื่อการเดินทางหรือการคมนาคมขนส่งมีจำนวนมากขึ้นเรื่อยๆ ทุกวัน ทำให้ผู้ขับขี่จำเป็นต้องวางแผนการเดินทางเพื่อให้การเดินทางนั้นประหยัดเวลา ประหยัดค่าใช้จ่าย และมีความปลอดภัย จึงจะทำให้การเดินทางนั้นมีประสิทธิภาพมากที่สุด

ในทุกวันนี้จึงมีการนำเทคโนโลยีต่างๆ ทางด้าน Intelligent Transportation System(ITS) มาใช้เพื่อช่วยพัฒนาให้การคมนาคมมีประสิทธิภาพมากขึ้น ตัวอย่างเช่น ระบบนำทาง Navigator ที่ใช้เทคโนโลยี GPS และระบบแผนที่เข้ามาช่วยเพื่อใช้คำนวณหาเส้นทาง ระบบสัญญาณไฟจราจรที่ปรับได้ตามจำนวนรถบนท้องถนนที่นำมาใช้เพื่อบริหารความติดขัดบนท้องถนน ระบบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าที่ทำให้ผู้ขับขี่สามารถประเมินระยะเวลาและเส้นทางการเดินทางได้ล่วงหน้า

ระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางบนท้องถนนเป็นปัจจัยหนึ่งที่สำคัญต่อการคมนาคมขนส่ง หากเราสามารถเดินทางไปยังอีกที่หนึ่งโดยใช้เวลาน้อยที่สุดและประหยัดทรัพยากรมากที่สุด ก็จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ใช้ท้องถนน ปัจจุบันการวัดระยะเวลาในการเดินทางนั้นสามารถทำได้หลายวิธี เช่น การใช้ Loop Detector, กล้องวงจรปิด (CCTV), การใช้ Probe Detector ติดตามยานพาหนะ เป็นต้น ซึ่งแต่ละวิธีก็จะมีข้อดีและข้อเสียต่างกันไป ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางนี้เป็นข้อมูลประโยชน์ที่จะนำไปใช้ในด้านต่าง ๆ เช่น ทางด้านสถิติ ทางด้านวิเคราะห์การจราจร หรือแม้แต่นำไปใช้เพื่อทำนายการจราจรล่วงหน้า ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้านั้นจึงมีประโยชน์อย่างมากในการประเมินเส้นทางการขับขี่ หากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้ามีความแม่นยำมากเท่าใด ก็จะช่วยทำให้ผู้ขับขี่สามารถประเมินและวางแผนเส้นทางในการขับขี่ได้ล่วงหน้าก่อนการเดินทางได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น นอกจากนี้ในระบบการคมนาคมขนส่งก็จะสามารถคำนวณระยะเวลาในการขนส่งเพื่อให้มีความแม่นยำในการวางแผนการขนส่งเพื่อให้ขนส่งตรงกำหนดเวลา

ในช่วงระยะที่ผ่านมาได้มีการศึกษาและวิจัยที่ให้ความสนใจกับการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าอยู่พอสมควร ในแต่ละงานวิจัยก็จะใช้เทคนิคต่างๆ มาใช้ในการพัฒนา เช่น แบบจำลองอนุกรมเวลา, แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(), แบบจำลองการถดถอย(), การใช้รูปแบบข้อมูลในอดีตและปัจจุบัน , ฯลฯ โดยแต่ละวิธีนั้นก็จะมีข้อดีและข้อเสียต่างกัน ไปและไม่มีความมั่นใจว่าวิธีอื่นเสมอไป ซึ่งการนำไปใช้นั้นจะต้องคำนึงถึงรูปแบบและลักษณะการจราจร ปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ ความถูกต้องของข้อมูล ฯลฯ

งานวิจัยนี้จึงพัฒนาระบบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยนำ Intelligent Transportation Systems มาช่วยในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า โดยการใช้เทคนิคของแบบจำลองการถดถอยแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมกับข้อมูลการจราจรที่จะนำมาวิเคราะห์

1.2 วัตถุประสงค์ในการวิจัย

เพื่อพัฒนาวิธีการทำนายระยะเวลาในการเดินทางบนถนนแบบไม่จำกัดความเร็วโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์ และเปรียบเทียบผลการทำนายกับวิธีอื่นๆ

1.3 ขอบเขตงานวิจัย

1. ถนนที่ใช้ในการทำวิจัยครั้งนี้ใช้ถนนที่ไม่จำกัดความเร็ว(Freeway) เท่านั้น
2. การทำนายนี้ไม่สามารถทำนายระยะเวลาการเดินทางที่เกิดขึ้นจากผลกระทบจากอุบัติเหตุได้
3. ข้อมูลที่นำมาเพื่อทดสอบประสิทธิภาพนั้นจะใช้ข้อมูลจริงและข้อมูลจากการจำลอง (Simulation)
4. ระยะเวลาในการทำล่วงหน้านั้นจะอยู่ในช่วงเวลา 0-60 นาที

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถทำนายระยะเวลาที่ในการเดินทางบนถนนที่ไม่จำกัดความเร็วในประเทศไทยได้
2. วิธีการทำนายที่ได้จากการวิจัยนี้ สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้จริง
3. วิธีการทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่ศึกษานี้ สามารถพัฒนาต่อเพื่อทำนายระยะเวลาการเดินทางบนถนนที่มีลักษณะอื่นๆ ได้

1.5 แนวทางการวิจัย

ในการดำเนินงานวิจัยนี้จะเน้นในส่วนของการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งระยะเวลาในการทำนายนั้นจะอยู่ในช่วง 0 – 60 นาที ในขั้นตอนการเรียนรู้ของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น จะใช้ข้อมูลจากกล้อง CCTV ซึ่งติดตั้งบนทางด่วนเฉลิมมหานครทั้งหมด 6 กล้อง ซึ่งมีระยะทาง 8.1 กิโลเมตร ในระหว่างวันที่ 3 – 8 มิถุนายน 2553 ซึ่งข้อมูลจะประกอบด้วย ความเร็ว, เวลาที่ยานพาหนะแต่ละคันเข้าสู่กล้อง CCTV หลังจากนั้นจะนำแบบจำลองที่เรียนรู้แล้วมาใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในวันที่ 9 มิถุนายน 2553 ซึ่งระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายได้นั้นจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้จริงในวันนั้น ซึ่งข้อมูลที่วัดได้จริงนำมาจากกล้อง DVR เพื่อทดสอบความถูกต้องและแม่นยำของการทำนาย นอกจากนี้ได้ทำการสร้างการจำลอง (Simulation) การจราจรบนท้องถนนขึ้น ซึ่งเป็นการจำลองการจราจรโดยอ้างอิงจากปริมาณรถจริงจากกล้องวงจรปิด (CCTV) เพื่อมาใช้ในการทดลองแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ ถูกพัฒนาขึ้น

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 คำนิยามด้านการจราจร

ก) ระยะเวลาการเดินทาง (Travel-time)

เวลาที่รถใช้ในการเคลื่อนที่จากจุดหนึ่งไปยังอีกจุดหนึ่งบนถนน

ข) ความเร็วเฉลี่ย (Time-mean speed, \bar{u}_t)

ความเร็วเฉลี่ยของรถต่างๆ ที่จุดหนึ่งบนถนน ณ ช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งความเร็วเฉลี่ยนี้มักจะได้มาจากการวัดความเร็วรถที่วิ่งผ่านจุดคงที่บนถนน จึงสัมพันธ์กับจุดๆ หนึ่งบนถนน

ค) ความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนน (Space-mean speed, \bar{u}_s)

ความเร็วเฉลี่ยของรถ ในการเดินทางบนช่วงถนนหนึ่ง ความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนจะได้อมาจากการจับเวลาในการเดินทางระหว่างจุดสองจุดของรถต่างๆด้วย Loop Detector ซึ่งการจราจรถนนทางหลวงที่ความเร็วคงที่ เวลาการเดินทางสามารถประมาณได้จากความเร็วเฉลี่ย

$$EstimatedTravelTime = \frac{segment(k.m)}{\bar{u}_t} \quad (0-1)$$

ความเร็วเฉลี่ยคำนวณได้จาก

$$\bar{u}_t = \frac{\sum v_i}{n} \quad (0-2)$$

เมื่อ v_i คือ ความเร็วเฉพาะจุดของรถคันที่ i
 n คือ จำนวนรถ ณ จุดที่วัดความเร็ว

ความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนคำนวณได้จาก

$$\bar{u}_s = \frac{d}{\sum t_i} \quad (0-3)$$

เมื่อ d คือ ความยาวของถนน

t_i คือ เวลาการเดินทางบนช่วงถนนของรถคันที่ i

Wardrop (1952) ได้อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วเฉลี่ยและความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนไว้ดังนี้

$$\bar{u}_t = \bar{u}_s + \frac{\sigma^2}{u_s} \quad (0-4)$$

เมื่อ σ^2 คือ ความแปรปรวนของความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนน

จากสมการพบว่าความเร็วเฉลี่ยจะมากกว่าความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนอยู่เสมอและความเร็วเฉลี่ยจะมีความต่างจากความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนมากขึ้นเมื่อมีความแปรปรวนของความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนมากขึ้น

โดยปกตินั้นการจะเก็บค่าความเร็วเฉลี่ยแทนที่จะเก็บค่าความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนเพราะเนื่องจากมีความยุ่งยากและซับซ้อนมากกว่า ซึ่งค่าความเร็วเฉลี่ยบนช่วงถนนนั้นสามารถประมาณได้ [8] จาก

$$u_s \approx u_t - \frac{\sigma^2}{u_t} \quad (0-5)$$

เมื่อ σ^2 คือ ความแปรปรวนของความเร็วเฉลี่ย

อัตราการไหล (Flow rate) คือ จำนวนรถต่อเวลา ณ ช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งคำนวณได้จาก

$$q = \frac{N}{T} \quad (0-6)$$

เมื่อ q คือ อัตราการไหล

N คือ จำนวนรถ

T คือ เวลา

ซึ่งเวลา (T) ที่ใช้นั้นคำนวณจากค่าระยะห่างของเวลาระหว่างรถ (Headway) ของรถแต่ละคัน ดังสมการ

$$T = \sum_{i=1}^N h_i \quad (0-7)$$

เมื่อ T คือ เวลา

N คือ จำนวนรถ

h_i คือ ค่าระยะห่างของเวลาระหว่างรถของรถคันที่ i

จะได้ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการไหลและเวลาของค่าระยะห่างของเวลาระหว่างรถเป็นดังนี้

$$q = \frac{N}{T} = \frac{N}{\sum_i h_i} = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_i h_i} = \frac{1}{h} \quad (0-8)$$

ง) ถนนที่ไม่จำกัดความเร็ว (Freeways)

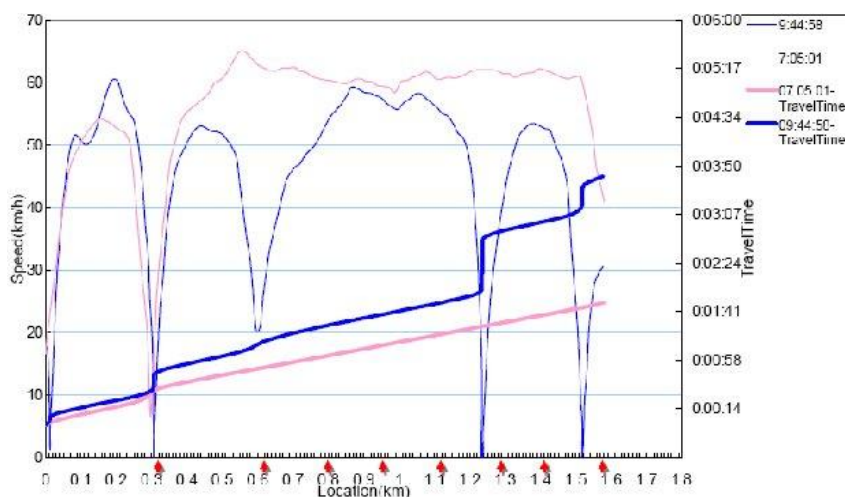
ถนนที่มีหลายช่องทางสำหรับการจราจรในแต่ละทิศทาง โดยไม่มีการกีดขวางทางจราจร เช่น สัญญาณไฟจราจร (High Way Capacity Manual, 2000)

2.1.2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อระยะเวลาในการเดินทาง

มีการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อระยะเวลาในการเดินทาง (Hong-En LIN, 2005) ได้กล่าวถึงปัจจัยที่สามารถวัดได้ดังนี้

ก) สัญญาณจราจร(Signal)

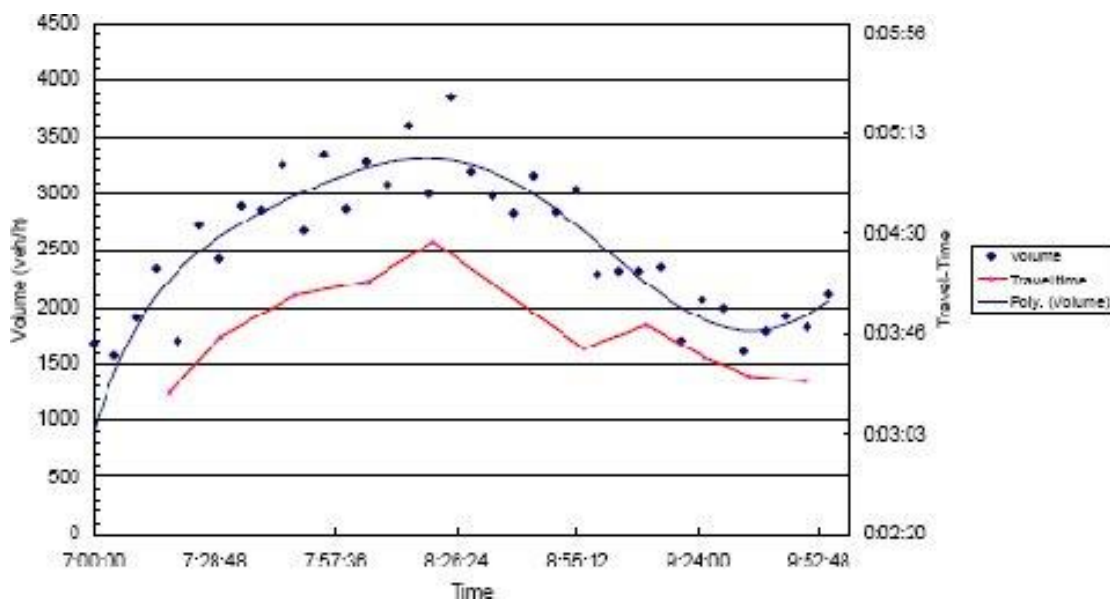
ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณจราจรกับระยะเวลาในการเดินทางนั้น (Hong-En LIN, 2005) พิจารณาการระยะเวลาในการเดินทางของรถ 2 คัน โดยที่แต่ละคันนั้นจะวิ่งอยู่ในการจราจรที่มีสภาพคล้ายกันโดยที่มีปริมาณรถและความเร็วรถใกล้เคียงกัน แต่ว่ามีสัญญาณไฟที่ต่างกัน จากการศึกษาพบว่าระยะเวลาในการเดินทางจะเพิ่มขึ้นทันทีเมื่อเกิดสัญญาณจราจรให้รถหยุด อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้จะสนใจเฉพาะบนทางพิเศษซึ่งไม่มีสัญญาณจราจร



ภาพ 0.1 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณจราจรและระยะเวลาในการเดินทาง(Hong-En LIN, 2005)

ข) ปริมาณรถ (Volume)

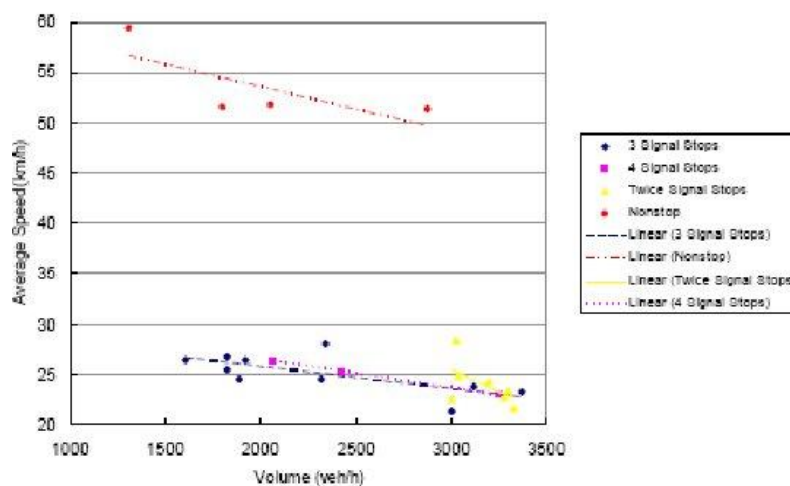
ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณรถกับระยะเวลาในการเดินทางนั้นพบว่าเมื่อสร้างกราฟโดยแสดงระยะเวลาในการเดินทางและปริมาณรถ เมื่อปริมาณรถเพิ่มขึ้นหรือลดลงนั้นระยะเวลาในการเดินทางก็จะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นและลดลงในทางเดียวกัน



ภาพ 0.2กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณรถและระยะเวลาในการเดินทาง (Hong-En LIN, 2005)

ค) ความเร็ว(Speed)

ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วกับระยะเวลาในการเดินทางนั้น (Hong-En LIN, 2005) ได้แบ่งกลุ่มรถไว้ 4 กลุ่ม ซึ่งแบ่งโดยจำนวนสัญญาณจราจร เมื่อนำมาสร้างกราฟโดยแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ปริมาณรถกับความเร็วรถ พบว่าเมื่อปริมาณรถเพิ่มขึ้น ความเร็วรถจะลดลง ซึ่งจะมีแนวโน้มในทางตรงกันข้าม และเมื่อปริมาณรถมีความสัมพันธ์กับระยะเวลานั้น การเดินทาง แสดงว่าความเร็วก็มีความสัมพันธ์กับระยะเวลาในการเดินทางเช่นกัน



ภาพ 0.3 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความเร็วและระยะเวลาในการเดินทาง (Hong-En LIN, 2005)

2.1.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง (Travel Time Prediction)

การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง คือการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า ซึ่งสามารถแบ่งประเภทของการทำนายระยะเวลาในการเดินทางจากเวลาที่ใช้ทำนายล่วงหน้าถัดจากเวลาปัจจุบัน (Prediction horizons) แบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่

การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในระยะสั้น (Short-term travel time prediction) เป็นการทำนายเวลาในการเดินทางล่วงหน้าถัดจากเวลาปัจจุบันตั้งแต่ 0 – 60 นาที (Rice and Zhang, 2003) (M. Chen and S. Chien, 2000) (H. Dia, 2001) ดังนี้

$$0 \leq t_0 - t_0^* \leq 60 \quad (0-9)$$

เมื่อ t_0 คือ เวลาที่ต้องการทำนายในอนาคต
 t_0^* คือ เวลา ณ ปัจจุบัน

การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในระยะสั้นนั้นจะเหมาะสมกับการนำมาใช้เพื่อทำนายสภาพการจราจรที่มีการเปลี่ยนแปลงอยู่บ่อย ๆ และต้องการทราบสภาพการจราจรในช่วงเวลาถัดไป ซึ่งจะนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในระยะยาว (Long-term travel time prediction) เป็นการทำนายเวลาในการเดินทางล่วงหน้าถัดจากเวลาปัจจุบันตั้งแต่ 60 นาที (J.W.C van Lint, 2004) ขึ้นไป

$$t_0 - t_0^* > 60 \quad (0-10)$$

การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในระยะยาวจะเหมาะสมกับการประยุกต์ใช้ในการวางแผนเส้นทางและการขนส่ง ซึ่งจะเป็นการมองสภาพการจราจรในภาพรวม

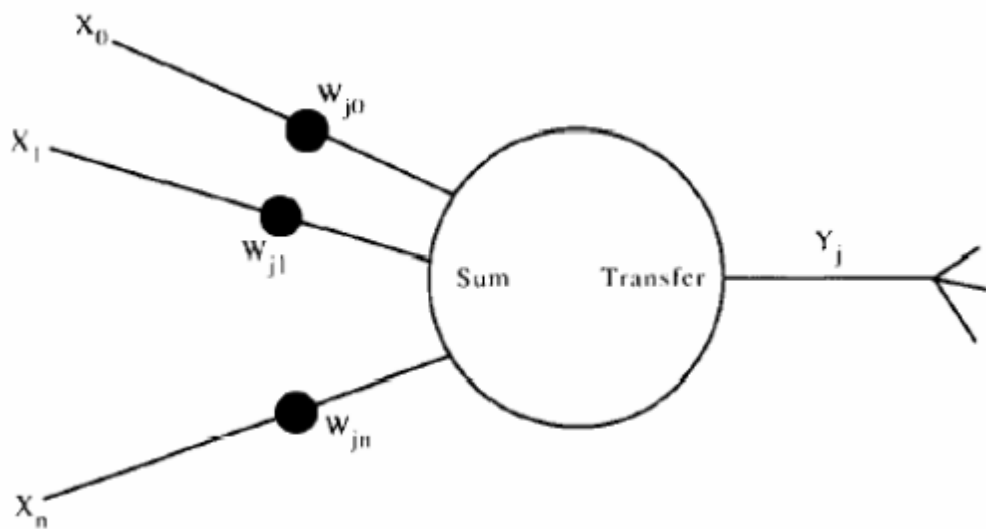
มีงานวิจัยจำนวนมากศึกษาเกี่ยวกับเทคนิคและเครื่องมือที่สำหรับการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลอง Support Vector Machine เป็นเทคนิคที่ถูกนำมาใช้ในและพัฒนาเพื่อใช้ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางในงานวิจัยต่าง ๆ ซึ่งรวมถึงงานวิจัยนี้เช่นกัน

2.1.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network model)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคการคำนวณและประมวลผลทางคอมพิวเตอร์เพื่อใช้ในการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่มีความซับซ้อนโดยการเรียนรู้จากชุดข้อมูล โดยหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นออกแบบจากกลไกของระบบประสาทและสมองของมนุษย์ ข้อดีหนึ่งของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคือสามารถนำมาใช้ในการทำนายได้ โดยการเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างและหาฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลต่าง ๆ เพื่อนำมาใช้ในการทำนาย และจะยิ่งมีความแม่นยำขึ้นเมื่อข้อมูลเพียงพอสำหรับการเรียนรู้

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกเป็นสองกลุ่มหลักคือ แบบต่อเนื่อง (Continuous) และ แบบดิสครีต (Discrete) ซึ่งจะขึ้นอยู่กับชนิดของอินพุตและเอาต์พุต โดยที่แบบต่อเนื่องนั้นจะรับค่าอินพุตและเอาต์พุตแบบต่อเนื่อง ได้แก่ hamming network, carpenter/grossberg classifier เป็นต้น และแบบดิสครีตจะรับค่าอินพุตและเอาต์พุตแบบดิสครีต ได้แก่ Perceptron, multilayer-perceptron, Kohonen self-organizing maps

แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบเพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) เป็นแบบจำลองหนึ่งที่ใช้ในงานวิจัยทางด้านต่าง ๆ อย่างแพร่หลายรวมถึงงานวิจัยนี้ด้วย ซึ่งจะประกอบด้วยชั้นอินพุต (Input Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) โดยที่เซลล์ประสาท (Neuron) แต่ละเซลล์ในชั้นอินพุตจะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทแต่ละตัวในชั้นเอาต์พุต ซึ่งจะมีการปรับปรุงการนำหนักของการเชื่อมต่อเมื่อเกิดเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron) คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบเพอร์เซ็ปตรอนที่ประกอบด้วยชั้น (Hidden Layer) ระหว่าง ชั้นอินพุต และ ชั้นเอาต์พุต



ภาพ 0.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอน (Dougherty, 1995)

กำหนดให้ $A = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_n)$

โดยที่

A คือ ชั้นอินพุต

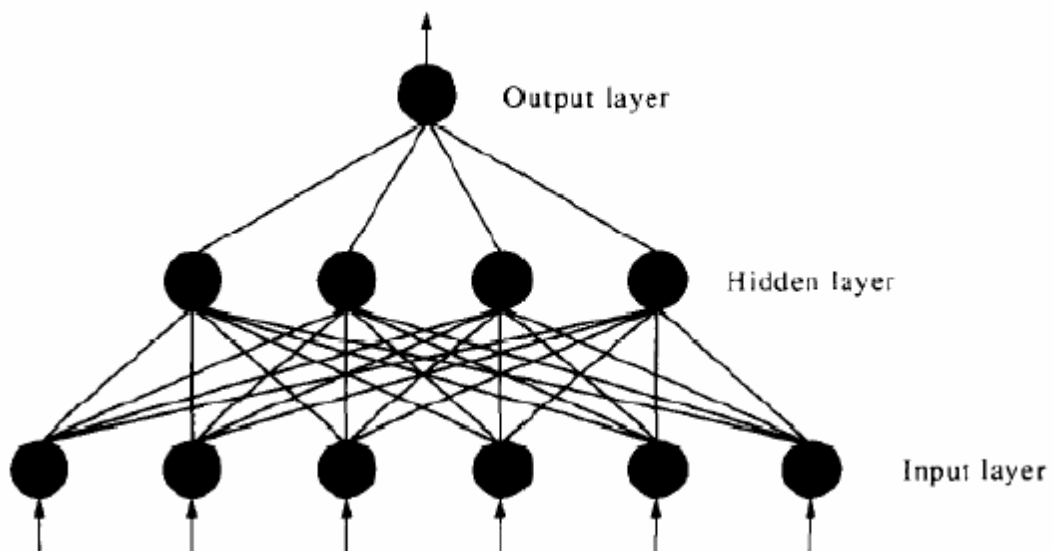
a_1, \dots, a_n คือ เซลล์ประสาทในชั้นอินพุต

กำหนดให้ $W = (w_1, \dots, w_i, \dots, w_n)$

โดยที่

W_1, \dots, w_n คือ น้ำหนักของการเชื่อมต่อของเซลล์ประสาท a_1, \dots, a_n

และที่ชั้นเอาต์พุต
$$output = f\left(\sum_{i=1}^N a_i w_{ij}\right) \quad (0-11)$$



ภาพ 0.5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น

ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะขึ้นอยู่กับกฎการเรียนรู้ (Training Rule) เป็นหลัก กฎการเรียนรู้จะเป็นส่วนที่ใช้เพื่อกำหนดค่าน้ำหนัก (weight) เริ่มต้นก่อนการเรียนรู้ และกำหนดค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงในระหว่างการเรียนรู้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมให้มีความถูกต้องมากขึ้น

ก) การเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการเรียนรู้ (Learning Method) แบ่งออกเป็น 2 ชนิด ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning)

การให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่าง โดยที่ทราบข้อมูลเอาต์พุต ซึ่งในแต่ละขั้นตอนนั้นจะคำนวณหาเอาต์พุตและนำเอาต์พุตที่ได้นั้นมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตที่ทราบ เพื่อหาค่าความผิดพลาด และคำนวณน้ำหนักจะคอยปรับเพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ทราบ

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)

การเรียนรู้จากข้อมูลอินพุตเพียงอย่างเดียว และค้นหาคุณลักษณะของตัวเองจากอินพุต

ข) โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation artificial neural network) เป็นโครงข่ายที่ประสาทเทียมที่มีลำดับขั้นตอนการทำงานที่ง่ายและการใช้อย่างแพร่หลายมากที่สุดชนิดหนึ่ง วิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนี้จะเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยที่จะปรับค่าน้ำหนักจากโครงข่ายที่มีหลายชั้น อัลกอริทึมของการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Algorithm) นั้นเป็นส่วนขยายจากอัลกอริทึม Least Mean Square Algorithm เพื่อลดค่าความแตกต่างของค่าความผิดพลาดระหว่าง เอาต์พุตที่คำนวณได้และเอาต์พุตที่ต้องการ

วิธี gradient based เป็นวิธีที่ถูกนำมาใช้ในการลดค่าความผิดพลาดของการแพร่ย้อนกลับ ซึ่งวิธีนี้ทำโดยการคำนวณหาฟังก์ชันความผิดพลาดของแต่ละรูปแบบของข้อมูลอินพุต หลังจากนั้นจะส่งค่าฟังก์ชันนี้ไปยังชั้น (Layer) ก่อนหน้า และค่าค่าน้ำหนักจะถูกเปลี่ยนโดยค่าความผิดพลาดนี้

ขั้นตอนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีดังนี้

- 1) กำหนดน้ำหนักเริ่มต้น
 1. ให้ระบบเรียนรู้ชุดข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ
 2. คำนวณหาค่าเอาต์พุตที่ได้ จากค่าน้ำหนักเริ่มต้น
 3. เปรียบเทียบเอาต์พุตที่ได้จากการคำนวณและเอาต์พุตที่ทราบเพื่อหาค่าฟังก์ชันความผิดพลาด
 4. ปรับปรุงค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตที่ได้กับเอาต์พุตที่ทราบ โดยที่การปรับปรุงค่าน้ำหนักจะปรับปรุงเริ่มจากชั้นเอาต์พุตจนถึงชั้นอินพุต ซึ่งเป็นการแพร่แบบย้อนกลับ ค่าน้ำหนักที่ถูกปรับปรุงนั้นจะปรับปรุงจากสมการดังต่อไปนี้

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x'_j \quad (0-12)$$

โดยที่

$w_{ij}(t)$ = น้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างโหนด i และ โหนด j ณ เวลา t

x'_j = เอาต์พุตที่โหนด j หรือ อินพุตเข้าสู่โครงข่าย

η = เทอมของส่วนขยาย

δ = เทอมของค่าความผิดพลาด

ถ้าโหนด j คือ โหนดของเอาต์พุต จะสามารถคำนวณเทอมของค่าความผิดพลาดได้ดังนี้

$$\delta_j = y_j(1 - y_j)(d_j - y_j) \quad (0-13)$$

โดยที่

d_j = เอาต์พุตที่ทราบค่า

y_j = เอาต์พุตที่ได้จากการคำนวณ

ถ้าโหนด j คือโหนดซ่อน (hidden node) จะสามารถคำนวณเทอมของค่าความผิดพลาดได้ดังนี้

$$\delta_j = x'_j (1 - x'_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (0-14)$$

โดยที่ $K =$ ทุกโหนดที่อยู่ในชั้นเหนือโหนด j

5. ระบบเรียนรู้ชุดข้อมูลถัดไป
6. คำนวณผลรวมของค่าความผิดพลาดทั้งหมดจากการคำนวณค่าเอาต์พุตทุก ๆ รูปแบบที่นำมาเรียนรู้
7. ปรับค่าน้ำหนักโดยเริ่มจากชั้นเอาต์พุต

ข้อเสียของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคือจะไม่แสดงให้เห็นถึงค่าความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่าง ๆ (Relative Importance)

2.1.5 แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)

เป็นเทคนิคหนึ่งที่มีการนำมาใช้ในการทำนายสภาพการจราจรล่วงหน้า เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีข้อเสียในการเลือกจำนวนชั้น Hidden layer และ จำนวนเซลล์ประสาท (Neuron) ที่เหมาะสม (Hong-En Lin, 2005) แบบจำลอง Support Vector Machine จึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการวิจัย

อัลกอริทึมของ Support Vector Machine นั้นสามารถใช้แก้ปัญหาที่มีความซับซ้อน โดยการแปลงอินพุตเศษเป็นพีเจอร์สเปซที่มีมิติที่สูงกว่าเพื่อให้มีความสัมพันธ์กับวิธีทางเส้นตรง (Linear method) ด้วยวิธี Kernel method

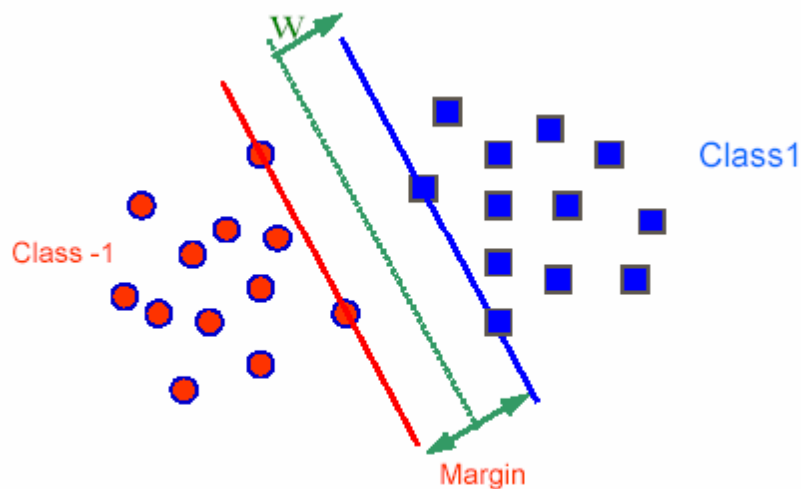
การนำ Support Vector Machine มาใช้ในการแบ่งกลุ่ม (Classifications) ตัวอย่างเช่น การแบ่งกลุ่มแบบไบนารี (Binary Classification) SVM จะสร้างเส้นตรงแบ่งระหว่างทั้งสองกลุ่มที่ต่างกัน โดยที่เส้นไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) นั้นจะต้องทำให้ค่าความผิดพลาดของชุด

ข้อมูลที่น่ามาเรียนรู้มีค่าน้อยที่สุด และ SVM จะให้ระยะห่างของทั้งสองกลุ่มมีระยะห่างมากที่สุดเพื่อให้สามารถแบ่งข้อมูลที่จะนำมาเรียนรู้ใหม่ได้ดีขึ้น จุดของข้อมูลที่อยู่ใกล้กับเส้นแบ่งมากที่สุดของทั้งสองกลุ่มจะถูกเรียกว่า Support Vector และเมื่อ Support Vector ถูกเลือก ข้อมูลที่เหลือจะไม่จำเป็นต้องนำมาใช้อีกต่อไป ดังภาพ

การแบ่งกลุ่มของ Support Vector Machine นั้นสามารถอธิบายโดยสมการดังต่อไปนี้ กำหนดให้ D คือชุดข้อมูล, $D = \{(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n)\}$, $x \in R^n$, $y \in \{-1, 1\}$ โดยที่

x = ข้อมูลอินพุต

y = ค่าไบนารีเพื่อใช้ในการแบ่งเป็น 2 กลุ่ม



ภาพ 0.6 การแบ่งกลุ่มของ Support Vector Machine(Charret, 1996)

การจะหาไฮเปอร์เพลน(Hyperplane) ที่แบ่งกลุ่มออกเป็น 2 กลุ่มโดยที่มีระยะห่างมากที่สุด ทำได้โดยการใช้เส้นขอบเขต (Boundary lines)

$$(w \cdot x) + b = 0, \quad w \in R^n, b \in R$$

(0-15)

โดยที่ w คือ ขอบเขต
 x คือ ค่าอินพุตเวกเตอร์
 b คือ ค่าเริ่มต้น (Scalar Threshold)

จะได้อุณหภูมิของค่า (w, b) ที่ทำให้ไฮเปอร์เพลนไม่ซ้ำกันโดยสมการไฮเปอร์เพลนในรูปแบบปกติจะกำหนดได้จากค่า (w, b) ดังนี้

$$(w \cdot x) + b = 1$$

$$(w \cdot x) + b = -1$$

จะได้ฟังก์ชันการตัดสินใจคือ

$$y = \text{sign}((w \cdot x) + b) \quad (0-16)$$

ดังนั้น จะได้ไฮเปอร์เพลน ที่แยกจากกันในรูปแบบปกติดังนี้

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1, \dots, l$$

โดยที่ l คือ จำนวนของชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (0-17)

มีไฮเปอร์เพลนจำนวนมากที่สามารถแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสองชุดได้ แต่ว่าจะมีเพียง 1 ไฮเปอร์เพลน ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกโดยไม่มีค่าความผิดพลาดและยังสามารถมีขนาดของระยะห่าง (Margin) มากที่สุด ดังนั้นหมายความว่าไฮเปอร์เพลนควรจะทำให้ระยะห่างของตำแหน่งของข้อมูลที่ใกล้กับ ไฮเปอร์เพลน ที่สุด นั้นมีค่ามากที่สุดด้วย กำหนดให้ p คือผลรวมของระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนและ ตำแหน่งของข้อมูลที่ใกล้กับไฮเปอร์เพลน มากที่สุดในแต่ละชุด

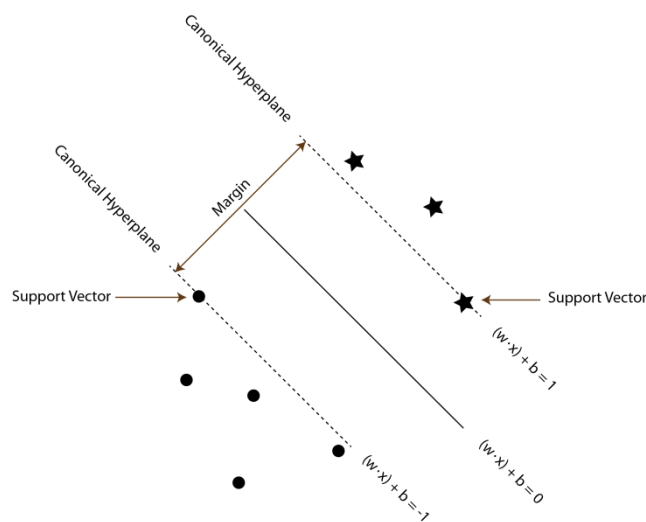
ให้ระยะห่าง $d(w, b; x)$ ของจุด x จากไฮเปอร์เพลนจะได้

$$d(w, b; x) = \frac{|(w \cdot x_i) + b|}{\|w\|} \quad (0-18)$$

ดังนั้นผลรวมของระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนและตำแหน่งของข้อมูลที่ใกล้ที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล ซึ่งระยะห่างระหว่างจุด (p) สามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$p = \min \frac{|(w \cdot x_i) + b|}{\|w\|} + \min \frac{|(w \cdot x_j) + b|}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (0-19)$$

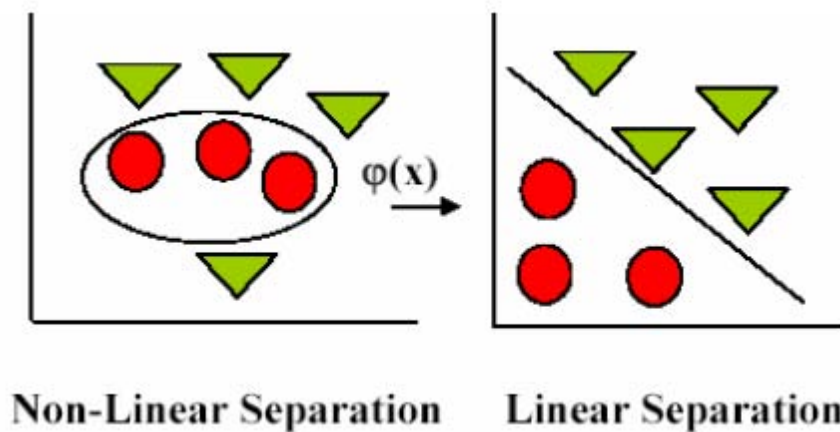
ไฮเปอร์เพลนที่มีเหมาะสม(Optimal) ที่สุดนั้นระยะห่างที่แบ่งชุดข้อมูลนั้นจะต้องมากกว่าค่าระยะห่าง(Margin) ดังนั้น เมื่อได้ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสม (Optimal Hyperplane) ที่มีค่าระยะห่าง ที่แบ่งระหว่างข้อมูล 2 ชุด



ภาพ 0.7 Support Vector Machine

จากสมการ 2-19 การที่จะหาระยะห่างที่กว้างที่สุดจะหาได้จากการหาค่า $\frac{1}{2} \|w\|^2$ ที่น้อยที่สุดโดยที่ $y_i [(w \cdot \Phi(x)) + b] \geq 1$

ในกรณีที่ไม่สามารถแบ่งชุดข้อมูลได้จากสมการเส้นตรงจากชุดข้อมูลอินพุตของ Support Vector Machine จะแปลงชุดข้อมูลจากเดิม ให้อยู่ในรูปแบบไม่เป็นเชิงเส้นตรง(Non-linearly Transform) บนฟีเจอร์สเปซที่มีมิติที่สูงกว่าซึ่งวิธีการแปลงนั้นมีหลายรูปแบบ เช่น Polynomial, Sigmoidal, Radial Basis ซึ่งหลังจากที่แปลงแล้ว Support Vector Machine จะหา Optimal Hyperplane แบ่งชุดข้อมูลนั้น บนฟีเจอร์สเปซ ซึ่งก็คือ ฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงนี้จะถูกสร้างขึ้นจากการเรียนรู้ใน Kernel ของฟีเจอร์สเปซ



ภาพ 0.8 การแปลงชุดข้อมูลให้อยู่ในฟีเจอร์สเปซที่มีมิติมากกว่าและแบ่งโดยสมการเส้นตรง (V. Lelitha, 2004)

วิธีการหา Support Vector Regression นั้นจะให้หลักการเดียวกันคือการแปลงชุดข้อมูลให้อยู่ฟีเจอร์สเปซ ที่มีมิติที่สูงกว่า และจะทำการถดถอยเชิงเส้นตรงบนฟีเจอร์สเปซนั้น

$$f(x) = (w \cdot \phi(x)) + b \quad (0-20)$$

โดยที่ $\phi: R^n \rightarrow F, w \in F$

โดยที่ b คือ ค่า Threshold

นอกจากนี้ยังกำหนดค่า ξ_i, ξ_i^* ซึ่งเป็นค่าขอบเขตของการจัดกลุ่มผิด จึงได้ปัญหาการ Optimization ดังนี้

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ & \text{subject to } \begin{cases} y_i - (w \cdot \Phi(x)) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ (w \cdot \Phi(x)) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i + \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (0-21)$$

ซึ่งเราจะต้องทำให้ค่า $\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$ น้อยที่สุดตามเงื่อนไข เพื่อให้ได้ไฮเปอร์เพลนที่มีระยะห่างมากที่สุด โดยที่ค่า C หรือค่าต้นทุนนั้นคือค่าที่กำหนดในการเพิ่มหรือลดการยอมรับในการจัดกลุ่มผิด ซึ่งหากมีค่า C มากก็จะยอมรับการจัดกลุ่มผิดมากขึ้นแต่ค่าความผิดพลาดเรียนรู้ก็จะลดลง โดยที่ $C > 0$

จากสมการ 2-21 สามารถแก้ไขปัญหา Optimization ได้ โดยการใช้วิธี Lagrangian ดังนี้

$$\begin{aligned} L := & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ & - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + (w \cdot \Phi(x)) + b) \\ & - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* - y_i + (w \cdot \Phi(x)) + b) \\ & - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \end{aligned} \quad (0-22)$$

โดยที่ $\alpha_i, \alpha_i^*, \eta_i, \eta_i^*$ คือตัวคูณของ Lagrange และเมื่อหาค่า

$$\max_{\alpha, \eta} W(\alpha) = \max_{\alpha, \eta} \{ \min_{w, b, \xi} (L) \}$$

จะได้

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \quad (0-23)$$

$$\begin{aligned} \text{ซึ่งจะได้ } f(x) &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x)) + b \\ &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \end{aligned}$$

(0-24)

โดยที่ $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x)$ จะถูกแทนที่ด้วยฟังก์ชัน Kernel $k(x, y)$ ซึ่งฟังก์ชัน Kernel นั้นมีหลายชนิดเช่น Linear function, Polynomial function และ Radial Basis Function (RBF) ในงานวิจัยนี้จะเลือกฟังก์ชัน RBF เพราะเนื่องจากเป็นฟังก์ชัน Kernel ที่นำมาใช้ในงานวิจัยที่ผ่านมา (L.D. VANAJAKSHI, 2004; Chun-Hsin Wu 2004) และ (Chuh-Wei Hsu et al. 2003) แนะนำให้เลือกเป็นอันดับแรกเพราะมีศักยภาพในการนำไปใช้กับปัญหาที่ไม่เป็นเส้นตรงได้ดี

ฟังก์ชัน Kernel RBF มีลักษณะดังนี้

$$K(x, y) = e^{-\sigma |x - x_i|^2} \quad (0-25)$$

ซึ่ง σ คือ ขนาดความกว้างของ Gaussian radial base หรือค่าแกมมา

ดังนั้น การหาค่าถดถอยเชิงเส้นตรงในพีเจอร์สเปซที่มีมิติมากกว่าก็จะแสดงถึงการทำการถดถอยเชิงไม่เป็นเส้นตรงบนสเปซเชิงเส้นตรง

โครงสร้างของ Support Vector Machine นั้นเป็นการรวมเอาแนวความคิดของ Structural Risk Minimization ซึ่งทำให้ Support Vector Machine สามารถรู้ค่าขอบบนของค่าความผิดพลาดในการขยายผล (Generalization error) ได้

ข้อดีหลักของ Support Vector Machine สามารถคำนวณค่า Optimal โดยอัตโนมัติสำหรับปัญหาต่าง ๆ ซึ่งในการใช้งานจริงนั้น ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ใช้ในขั้นตอนออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมเช่น จำนวนของนิวรอน ขนาดของวัฏจักรการเรียนรู้ นั้นไม่จำเป็นต้องใช้ แต่อย่างไรก็ตามก็ยังมีค่าพารามิเตอร์บางค่าที่ใช้ใน Support Vector Machine ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันการสูญเสียหรือค่าเอพซิลอน (Loss function, ϵ) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่แสดงถึงค่าการสูญเสียของค่าเบี่ยงเบนของตัวอย่างนำมาเรียนรู้, ขนาดความกว้างของ Gaussian radial base, σ หรือค่าแกมมา และค่าต้นทุน(Cost, C) ซึ่งการปรับค่าพารามิเตอร์นั้นเพื่อเป็นการเลือกระหว่างการลดค่าความผิดพลาดของการเรียนรู้กับจำนวนของจุดของการเรียนรู้ที่ตกอยู่นอกขอบเขตค่าความผิดพลาด (Error boundary)

2.1.6 การค้นหาแบบตาราง (Grid Search)

เป็นเทคนิคการหาค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า (Unknown) 2 ค่า เนื่องจากในการเรียนรู้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จะมีพารามิเตอร์ 2 ค่าที่ไม่ทราบค่า (Unknown) จำเป็นต้องหาค่าที่เหมาะสมที่สุด เพื่อสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ การวิธีการหาค่าที่เหมาะสมทำได้โดยการกำหนดช่วงในการค้นหาในแต่ละพารามิเตอร์ แล้วแทนที่ค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบทั้ง 2 ด้วยทุกค่าที่อยู่ในช่วงที่กำหนด หลังจากนั้นจึงเลือกใช้ค่าที่ทำให้แบบจำลองนั้นมีประสิทธิภาพดีที่สุด

2.1.7 การทดสอบแบบสลับ (Cross Validation)

เป็นเทคนิคในการทดสอบความถูกต้องของการทำนายโดยการสุ่มแบ่งข้อมูลออกเป็นส่วนเท่าๆ กัน k ส่วน โดยให้ 1 ส่วนเป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบ และที่เหลือ $k-1$ เป็นข้อมูลที่นำไปใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง โดยจะทดสอบโดยการสลับกลุ่มข้อมูลการทดสอบ

ทั้งหมด k ครั้ง ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ k ค่า เราสามารถประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้จากค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์ทั้งหมด

2.1.8 การวัดค่าความผิดพลาด

การหาค่าความผิดพลาดแบบ Mean Absolute Percentage Error หรือ MAPE เป็นวิธีที่ใช้ในการหาค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์เป็นร้อยละ โดยเฉลี่ยค่าความผิดพลาดจากขนาดของความผิดพลาด ดังนี้

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \times 100\% \quad (0-26)$$

การหาค่าความผิดพลาดแบบ Root Mean Square Error หรือ RMSE เป็นวิธีที่ใช้ในการหาค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ โดยเฉลี่ยค่าความผิดพลาดจากรากที่สอง ของค่ายกกำลังสองของความผิดพลาด ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}} \quad (0-27)$$

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 การใช้รูปแบบการจราจรจากอดีตและปัจจุบัน

การใช้รูปแบบการจราจรจากสถิติในอดีตนั้น เป็นแนวคิดที่ว่ารูปแบบลักษณะการจราจรบนถนนเส้นหนึ่งจะมีลักษณะคล้ายๆ กันในแต่ละวัน ดังนั้นจึงนำค่าเฉลี่ยจากข้อมูลในอดีตเพื่อนำมาคาดการณ์การจราจรในอนาคต ซึ่งวิธีนี้ง่ายที่จะนำมาใช้ ซึ่งในปี 1992 Shbaklo ได้อธิบายถึงปริมาณความผันแปรของการจราจรในช่วงเวลาหนึ่ง หรือวันหนึ่ง ซึ่งวิธีนี้มีข้อจำกัดว่าถ้าหากการจราจรในปัจจุบันมีสภาพที่ผิดปกติ เช่น ฝนตก หรือ รถชน ก็จะทำให้การคาดการณ์คาด

เคลื่อนไปมากเนื่องจากการคำนวณวิธีนี้ไม่ได้นำข้อมูลสภาพการจราจรปัจจุบันไปคิดด้วย ในงานวิจัยส่วนใหญ่จะนำรูปแบบการจราจรในอดีตเพื่อใช้ในการอ้างอิงและอ้างอิงกับรูปแบบการทำงานอื่นๆ

การใช้รูปแบบการจราจรจากข้อมูลปัจจุบัน เป็นแนวคิดที่ว่ารูปแบบการจราจรในปัจจุบันนั้นจะแสดงถึงรูปแบบของการจราจรในอนาคตอันใกล้ด้วย ซึ่งหากนำวิธีนี้มาใช้คาดการณ์การจราจรในช่วงเวลาที่ห่างออกไปไม่นาน ค่าความผันแปรของการจราจรจะมีค่าไม่มาก Hoffman and Janko ได้พัฒนาระบบ Leit and Information System Berlin (LISB) ในเบอร์ลินตะวันตก ซึ่งพัฒนาด้วยอัลกอริทึมการทำงานการจราจรจากรูปแบบการจราจรในอดีต นอกจากนี้ยังมีโครงการอื่นๆ ที่อาศัยการทำงานโดยใช้ข้อมูลรูปแบบการจราจรในอดีตและปัจจุบัน เช่น โครงการ The Advanced Driver and Vehicle Advisory Navigation ConcEpt (ADVANCE) ในชิคาโก ได้นำรูปแบบข้อมูลของการจราจรในอดีตและปัจจุบันมาสร้างเป็นแบบจำลองในการทำงาน Thakuriah Tarko(1992) และ Roupail , Boyce (1993), ระบบการทำงานของโครงการ Development and Application of Coordinated Control of Corridors (DACCORD) (1998) ในปี 2007 Yang Yue แสดงให้เห็นว่าการนำข้อมูลรูปแบบการจราจรจากข้อมูลปัจจุบันนั้นมาช่วยในการทำงานระยะเวลาในการเดินทางในระยะสั้นนั้นจะช่วยให้การทำงานการจราจรมีความแม่นยำขึ้น

2.2.2 การวิเคราะห์การถดถอย

Kwon et al. นำเสนอวิธีทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้การถดถอยแบบเส้นตรง โดยใช้ข้อมูลจาก traffic flow, ข้อมูล occupancy จาก Loop Detector และ ข้อมูลจากการจราจรในอดีต Rice และ van Zwet (2002), Zhang และ Rice (2003). ได้กล่าวถึงการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าที่ไม่ยาวนานนัก โดยนำเสนอการทำนายการจราจรบนถนนที่ไม่จำกัดความเร็วด้วยวิธีการถดถอยแบบเส้นตรงโดยที่ค่าสัมประสิทธิ์แปรผันตามฟังก์ชันของเวลาที่ถึงที่หมาย ในปี 2004 John Rice และ Erik van Zwet [11] เสนอการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้การถดถอยแบบเส้นตรงเพื่อทำนายการระยะเวลาในการเดินทางบนถนนที่ไม่จำกัดความเร็ว ซึ่งผลที่ได้มีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าการทำงานโดยใช้รูปแบบการจราจรในอดีต และในปีเดียวกัน Chun-Hsin Wu, Jan-Ming Ho

และ D.T. Lee (2004) ได้นำเสนอการใช้ถดถอยแบบ Support Vector Regression โดยกำหนดใช้ Kernel แบบ Linear ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง โดยเก็บข้อมูลจากถนนระยะทางต่าง ๆ เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการทำนายที่ใช้รูปแบบการจราจรในอดีตและปัจจุบัน ผลที่ได้พบว่า Support Vector Regression นั้นสามารถทำนายโดยมีค่าผิดพลาดน้อยกว่าการทำนายโดยใช้รูปแบบการจราจรในอดีตและปัจจุบัน Lelitha Devi Vanajakshi (2004) ได้นำเสนอว่าในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางแบบ Short-Term นั้น ในวิธี Support Vector Machine จะมีประสิทธิภาพ ถ้าข้อมูลที่นำมาเรียนรู้มี Variations มากๆ และประสิทธิภาพในการทำนายนั้น ไม่ได้ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่เรียนรู้ เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลที่นำมาทดสอบ โดยในการทดสอบนี้ได้ทดลองเปรียบเทียบกับวิธีการทำนายโดยการใช้รูปแบบข้อมูลจากอดีต, รูปแบบข้อมูลปัจจุบัน, โครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยของ Lelitha Devi Vanajakshi(2004) ได้นำเสนอการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ตั้งแต่ 2 – 60 นาที โดยมีการทดสอบการใช้จำนวนข้อมูลในการเรียนรู้ในปริมาณต่าง ๆ เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยจะใช้ระยะเวลาที่ประมาณได้ (Estimated Travel Time) เป็นอินพุต และระยะเวลาในการเดินทางจริงเป็นเอาท์พุต โดยผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของงานวิจัยนี้มีค่าความผิดพลาด MAPE ประมาณ 4 – 13% โดยใช้ในการเรียนรู้ข้อมูล 4 วันและนำไปใช้ในการทำนาย 1 วัน อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้จะเน้นในการเปรียบเทียบถึงประสิทธิภาพการทำนายในระยะเวลาล่วงหน้าต่าง ๆ (2 – 60 นาที) มากกว่าการแสดงให้เห็นถึงผลการทำนายในวันต่าง ๆ ตลอดวัน และนอกจากนี้ยังไม่ได้มีการนำอินพุตอื่นๆ ที่ได้จาก Loop Detector มาใช้เป็นอินพุตของแบบจำลอง มาทดสอบเพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้

2.2.3 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา

แบบจำลองการทำนายที่เกี่ยวข้องกับประเภทนี้ ได้แก่ แบบจำลองอนุกรมเวลา และแบบจำลองตัวกรองแคลมอด(Kalman Filter) การทำนายโดยวิธีทางอนุกรมเวลานั้นจะประกอบด้วย การทดสอบข้อมูลการจราจรในอดีต นำลักษณะการจราจรที่สำคัญออกมาจากข้อมูลนั้น และนำมาทำนายลักษณะการจราจรต่อไปในอนาคต วิธีการทำนายที่แพร่หลายและมีงานวิจัยออกมามากในหมวดหมู่นี้คือ วิธี AutoRegressive Integrated Moving Average Model

(ARIMA) (Sen et al. 1991; Anderson et al. 1994). Oda(1990) นำแบบจำลองถดถอยอัตโนมัติ (AutoRegressive) มาใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทาง Iwasaki และ Shirao (1996) ได้นำเสนอการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในช่วงเวลาสั้นบนช่วงถนนที่มีความยาวโดยใช้การถดถอยอัตโนมัติ โดยที่ค่าตัวแปรของการทำนายนั้นถูกระบุด้วยวิธีตัวกรองแคลมอด Angelo, Al-Deek (1998) และ Ishak and Al-Deek(2002) นำเสนอการใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาที่เป็นไม่เชิงเส้นด้วยการวิเคราะห์แบบ multifractal สำหรับการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง Saitoและ Watanabe (1995) ได้พัฒนาระบบสำหรับการทำนายระยะการเดินทางก่อนล่วงหน้า 60 นาที โดยที่ใช้แบบจำลองการแบบถดถอยอัตโนมัติร่วมกับข้อมูลการเปลี่ยนแปลงสภาพจราจรก่อนการทำนาย 30 นาที วิธีตัวกรองคาลแมน ก็เป็นอีกวิธีหนึ่งที่มีการใช้และมีงานวิจัยออกมามาก Yasui, Chien (1995) และ Kuchipudi(2002) Nanthawichit(2003) ปี 2005 Jiann-Shiou Yang ได้ศึกษาแบบจำลอง ARIMA โดยเก็บข้อมูลจาก GPS โดยใช้วิธี Probe บนถนน Minnesota State Highway 194 เพื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทาง โดยปรับเปลี่ยนตัวแปรต่างๆ และอัลกอริทึมของแบบจำลอง ARIMA เพื่อหาค่าที่เหมาะสมสำหรับใช้ในการทำนาย หลังจากนั้นปี 2006 Diniel Billings และ Jiann-Shiou Yang ได้นำเสนอตัวอย่างการศึกษาการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยการประยุกต์ใช้งานแบบจำลอง ARIMA บนถนนในเมือง ซึ่งใช้ถนน Minnesota State Highway 194 และเก็บข้อมูลจาก GPS เช่นกันซึ่งต่อจากปี 2005

จุดเด่นของแบบจำลอง ARIMA นั้นมีความสามารถในการทำนายได้ดีหากในส่วนของอนุกรมเวลาที่เป็นเส้นตรง แต่เนื่องจากข้อมูลการจราจรและระยะเวลาในการเดินทางนั้นขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายปัจจัย ทำให้บางส่วนของอนุกรมเวลานั้นไม่เป็นเชิงเส้นตรง ซึ่งจะส่งผลให้การใช้แบบจำลอง ARIMA ในส่วนนั้นมีความไม่แม่นยำนัก(H. Hong-qiong, 2007) แต่อย่างไรก็ตามมีบางงานวิจัยได้ประยุกต์โดยนำแบบจำลอง ARIMA ใช้ทำนายร่วมกับแบบจำลองอื่นๆ เช่น (H. Hong-qiong, 2007) ได้นำแบบจำลอง ARIMA ใช้ทำนายร่วมกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมา นั้นมีประสิทธิภาพดีขึ้นกว่าการทำนายโดยใช้แบบจำลอง ARIMA เพียงอย่างเดียว

2.2.4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

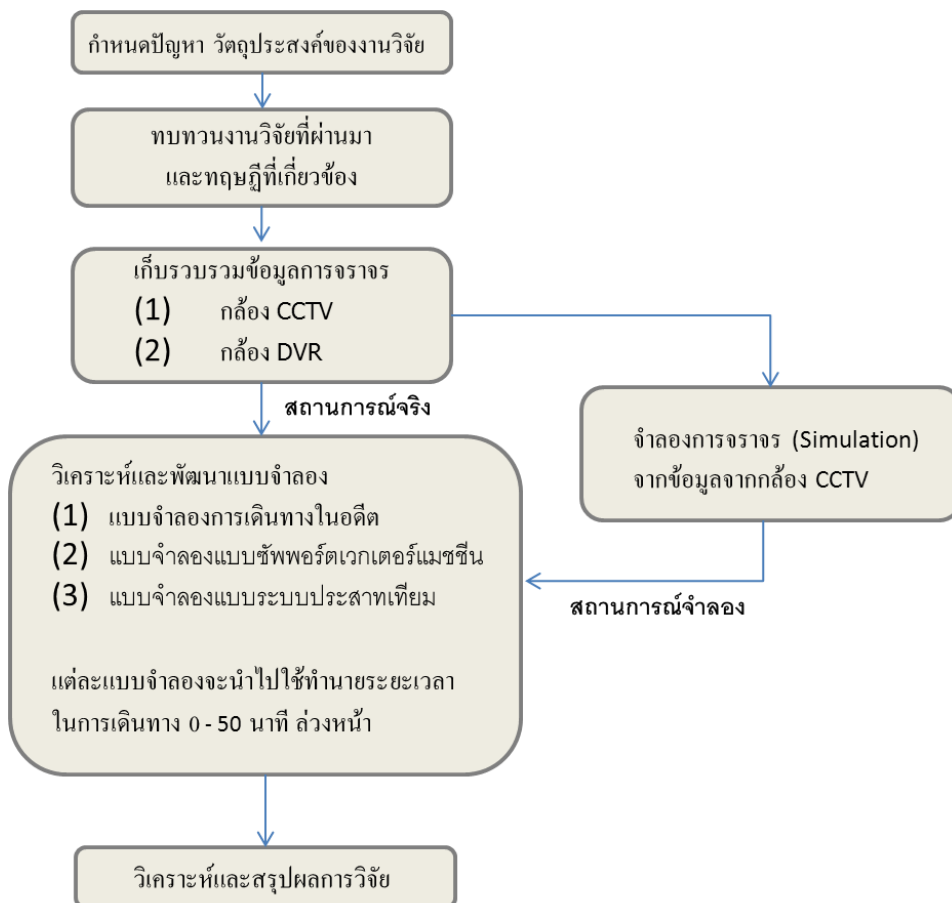
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความสามารถในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อนอย่างเช่นการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ตัวแปรต่าง ๆ ของการจราจรนั้นจะเป็นอินพุตของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีบางงานวิจัยได้รายงานเกี่ยวกับการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้กับการทำนายระยะเวลาการจราจรล่วงหน้าบนถนนแบบไม่จำกัดความเร็ว เช่น Cherrett(1996) ได้รายงานการใช้จำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed Forward สำหรับการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง Ohba(1997) กล่าวถึงการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบโครงสร้างผสมในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าบนทางพิเศษ Park และ Rilett (1998, 1999) อธิบายและแนะนำเกี่ยวกับการปรับเปลี่ยนพื้นฐานของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำมาใช้ในสภาพการจราจรที่มีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น การปรับเปลี่ยนนั้นรวมถึง แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ feed-forward, การนำเทคนิคการรวมกลุ่ม (Clustering Techniques) มาร่วมกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม,แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบมอดูลูล่า(Modular Neural Network) , การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ขยายโหนดอินพุต หรือ Spectral Basis Neural Network , Matsui และ Fujita (1998) ได้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยหาเหตุผลแบบคลุมเครือเพื่อใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทาง You และ Kim(2000) พัฒนาการผสมผสานระหว่าง แบบจำลองแบบการถดถอยแบบนอนพารามตริก กับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (Global Information System) Zhu(2000) ได้ทดสอบการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ feed-forward สำหรับทำนายระยะเวลาในการเดินทาง Huisken และ van Berkum (2002) กล่าวถึงวิธีการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในช่วงสั้น ๆ ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าการไหลของจราจร และค่าความเร็ว Van Lint [38] กล่าวถึงการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบ State Space , Dharia และ Adeli (2003) รายงานเกี่ยวกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Counter Propagation สำหรับทำนายระยะเวลาในการเดินทาง นอกจากนี้ยังมีการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ร่วมกับรูปแบบการทำนายแบบอื่น ๆ อีก เช่นในปี 2003 Xi-Huai Wang และ Jian-Mei Xiao ใช้ Radial Basis Function Neural Network ร่วมกับอัลกอริทึม Fuzzy C-means Cluster เพื่อทำนายการไหลของจราจร ปี 2004 Guozhen Tan , Wenjiang Yuan และ Hao Ding ได้ศึกษาการทำนายการไหลของจราจรโดยเปรียบเทียบระหว่าง Generalized Neural Network กับ Back-Propagation Neural Network ที่ใช้ Sigmoid Function เป็น function การส่งผ่านค่า Neuron โดยศึกษาจากถนน Gaoerji Road เวลา 7.30 – 8.30 เป็นเวลา 30 วัน ซึ่งผลที่ได้คือ Generalized Neural Network และ Back-Propagation

Neural Network นั้นมีความถูกต้องในการทำนายใกล้เคียงกันแต่ว่า Generalized Neural Network นั้นมีประสิทธิภาพในการประมวลผลนั้นเร็วกว่ามาก ในปี 2004 Vanajakshi ได้ทำการทดลองการทำนายโดยใช้รูปแบบการจำลองโครงข่ายประสาทเปรียบเทียบกับวิธีอื่นๆ เช่น Support Vector Machine, การใช้รูปแบบข้อมูลในอดีตและปัจจุบัน พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นทางเลือกที่ดีหากข้อมูลที่นำมาทำการวิจัยนั้นมีจำนวนมากและมีคุณภาพ

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

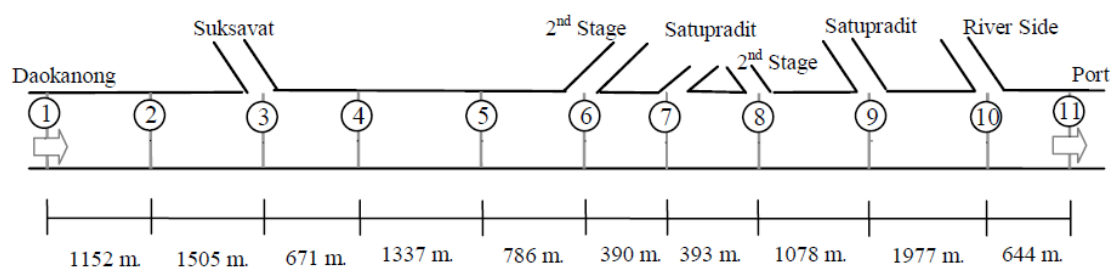
ในการดำเนินการวิจัยเพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ได้นั้น ภายหลังจากการกำหนดปัญหา วัตถุประสงค์ และได้ดำเนินการศึกษาทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องแล้วนั้น ต่อมา จะต้องเก็บรวบรวมข้อมูล นำข้อมูลที่ได้มาสร้างแบบจำลองต่าง ๆ เพื่อใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง โดย จะแบ่งเป็น 2 สถานการณ์ คือ 1. สถานการณ์ที่ 1 ซึ่งเป็นสถานการณ์จริง และ สถานการณ์ที่ 2 ซึ่งเป็นสถานการณ์ที่ได้จากจำลอง(Simulation) และจะสร้างแบบจำลองสำหรับทั้ง 2 สถานการณ์ เพื่อนำไปสู่การสรุปผลการวิจัย ซึ่งสามารถสรุปขั้นตอนการดำเนินการวิจัยดังรูป



ภาพ 0.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

3.1 ข้อมูลการจราจร

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานั้น เป็นข้อมูลที่เก็บมาจากทางพิเศษเฉลิมมหานครเป็นระยะทาง 8.14 กิโลเมตร โดยเริ่มต้นจากจุดที่ 2 ถึง จุดที่ 10 ดังภาพ ซึ่งมีช่องทางเดินรถ 2 และ 3 ช่องทางเดินรถ ขึ้นอยู่กับช่วงของถนน ในระหว่างวันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 และ 17 มิ.ย. 2553 ในช่วงเวลา 6.00 น. – 21.55 น.



ภาพ 0.2 แผนภาพการติดกล้องบนทางพิเศษเฉลิมมหานคร

3.1.1 ข้อมูลจากกล้อง CCTV

กล้อง CCTV นั้นจะติดอยู่ที่จุดที่ 2, 3, 5, 6, 9, 10 โดยกล้องจะประมวลผลข้อมูลโดยวิธีจากภาพ (Image Processing) จะเก็บข้อมูลในรูปแบบของไฟล์ตัวอักษร (Text file) โดยจะจัดเก็บ ความเร็ว เวลาที่รถผ่านเข้ากล้อง ซึ่งจะเก็บซึ่งข้อมูลในระหว่าง วันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลมาประมวลผลก่อนที่นำข้อมูลมาใช้ในการเรียนรู้ในแบบจำลองต่างๆ โดยใช้เทคนิคการเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average) และในการนำไปใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลองนั้นจะแบ่งข้อมูลเพื่อจุดประสงค์ต่าง ๆ ดังนี้

ก) ใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

ใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 8 มิ.ย. 2553 เพื่อใช้ในสถานการณ์จริง

ข) ใช้เพื่อทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง

ใช้ข้อมูลในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เพื่อใช้ในสถานการณ์จำลอง

ค) ใช้เพื่อนำไปสร้างการจำลองการจราจร (Simulation)

ใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 เพื่อใช้ในสถานการณ์จำลอง

3.1.2 ข้อมูลจากกล้อง DVR

กล้อง DVR จะติดตั้งในจุดที่ 2 และ 10 เพื่อเก็บข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางของรถที่วิ่งเข้ามา โดยในการติดตั้งจุดที่ติดตั้งและมุมที่ติดตั้งจะเป็นมุมเดียวกับกล้อง CCTV และปรับเวลาให้ตรงกัน หลังจากนั้นจึงนำภาพเคลื่อนไหวที่บันทึกได้มาประมวลผล หาระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทาง ซึ่งจะเก็บข้อมูลในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เพื่อนำมาใช้ในการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง ดังรูป



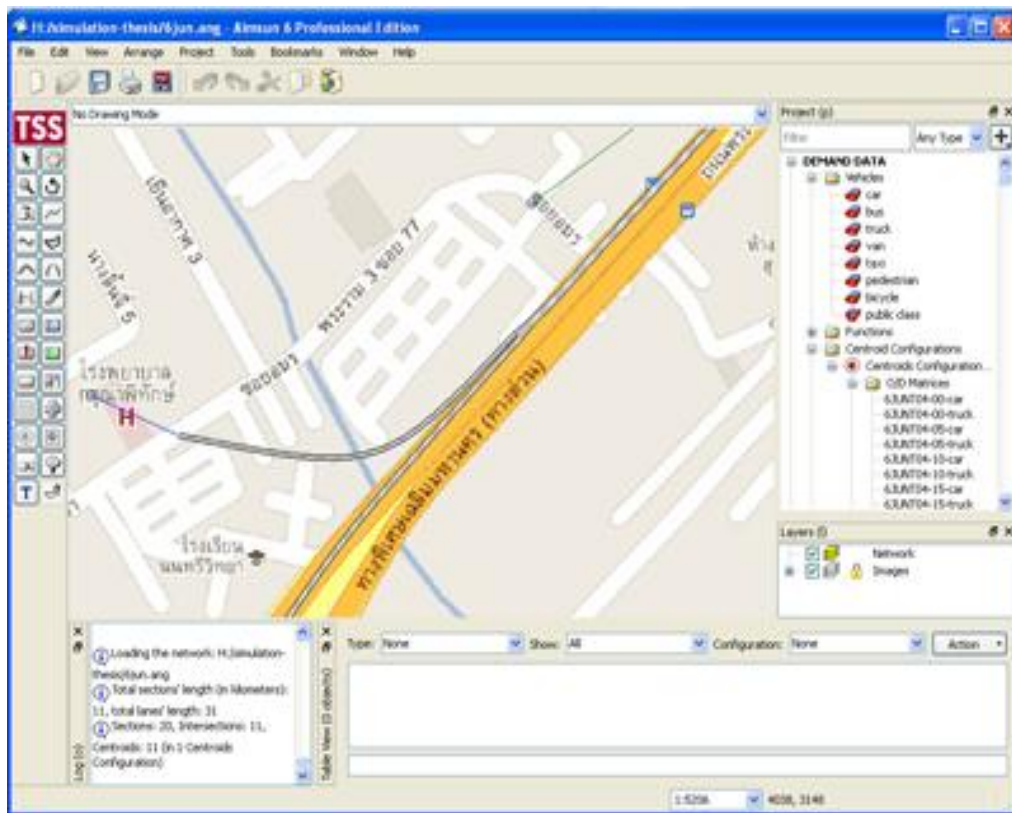
ภาพ 0.3 ตัวอย่างภาพจากกล้อง DVR ที่จุดที่ 2 (ซ้าย) และจุดที่ 10 (ขวา)

3.2 การจำลองการจราจร (Simulation)

ในการจำลองการจราจรนั้นจะจำลองโดยใช้โปรแกรม Transport Simulation Systems Aimsun 6.0 โดยจะจำลองจากถนนจริงโดยใช้จำนวนรถจริงจากกล้อง CCTV ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 ในช่วงเวลา 6.00 น. – 21.55 น.

ในการสร้างถนนจำลองในแบบจำลองนั้นเพื่อให้ใกล้เคียงกับถนนจริงมากที่สุด การสร้างถนนจำลองนั้นจะอ้างอิงระยะและอัตราส่วนต่าง ๆ จากถนนจริง อาทิ เช่น ระยะทางของถนน จำนวนเลน และจะติดตั้งเครื่องตรวจจับ (Detector) ในจุดๆ เดียวกับกล้อง CCTV จริง เพื่อให้ได้รูปแบบของชุดข้อมูลใกล้เคียงกับสถานการณ์จริงซึ่งข้อมูลที่ได้จากเครื่องตรวจจับได้แก่ ความเร็ว, จำนวนรถต่อระยะเวลา

เมื่อการจำลองการจราจรแล้วเราจะได้ชุดข้อมูลอีกกลุ่มหนึ่ง ซึ่งจะนำข้อมูลดังกล่าวมาใช้ในการเรียนรู้รูปแบบจำลองและทดสอบแบบจำลองเช่นกัน ข้อมูลที่ได้ชุดนี้ประกอบด้วย ความเร็วเฉลี่ย, จำนวนรถในแต่ละช่วงเวลา และระยะเวลาในการเดินทาง



ภาพ 0.4 การสร้างการจราจรจำลองโดยโปรแกรม Aimsun 6.0

3.2.1 ขั้นตอนการสร้างถนนและการจราจรจำลอง

ในขั้นตอนการสร้างถนนและการจราจรจำลองนั้นมีขั้นตอน ดังนี้

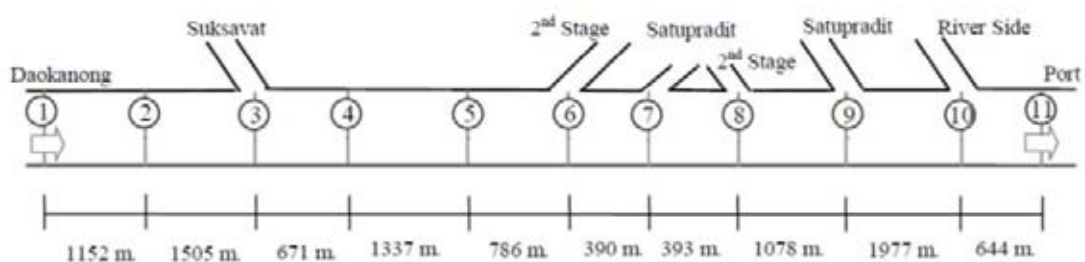
ก) ถนน

ในการสร้างถนนจะอ้างอิงตามถนนจริง ซึ่งจะใช้แผนที่ของถนนจริงจาก <http://maps.google.co.th> เป็นแบบอ้างอิงในการสร้าง โดยจำเป็นจะต้องกำหนดระยะทางในแผนที่กับระยะทางของถนนในแบบจำลองให้สอดคล้องกัน จึงจากนั้นจึงสามารถเริ่มต้นสร้างถนน

ตามแบบแผนที่ โดยให้จำนวนเลนเท่ากับถนนจริง อย่างไรก็ตามก็มีข้อจำกัดในบางเรื่องที่ไม่สามารถสร้างถนนได้เหมือนจริงมากนัก เช่น การสร้างถนนส่วนที่โค้งซึ่งในการสร้างถนนรัศมีจำลองให้มีรัศมีความโค้งเหมือนของถนนจริงเป็นเรื่องที่ค่อนข้างยาก

ข) เครื่องตรวจจับ (Detector)

เนื่องจากข้อมูลเครื่องตรวจจับไม่มีในแผนที่ ในการติดตั้งเครื่องตรวจจับจะต้องใช้ประมาณอ้างอิงตามระยะห่างระหว่างเครื่องตรวจจับ โดยให้ระยะห่างของแต่ละเครื่องตรวจจับใกล้เคียงกับระยะห่างจริงที่ติดตั้งกล้อง CCTV ดังภาพ

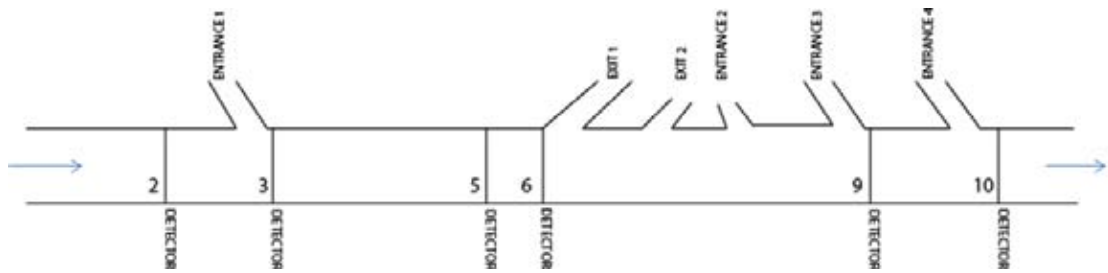


ภาพ 0.5 ระยะห่างระหว่างกล้อง CCTV แต่ละจุด

บนถนนจำลองนั้นจะสร้างเครื่องตรวจจับที่จุด 2, 3, 5, 6, 9 และ 10 เนื่องจากข้อจำกัดทางข้อมูล โดยให้ระยะจากจุดที่ 2 และ 3 ห่างกัน 1505 เมตร , 3 และ 5 ห่างกัน 2008 เมตร, 5 และ 6 ห่างกัน 786 เมตร, 6 และ 9 ห่างกัน 1861 เมตร และ จุด 9 และ 10 ห่างกัน 1977 เมตร

ค) การกำหนดรถเข้าออก (Origin Destination Matrix)

การกำหนดเส้นทางและปริมาณเข้า-ออกของรถ จะอ้างอิงจากปริมาณรถที่วัดได้จากกล้อง CCTV ทุกๆ จุด โดยจะกำหนดปริมาณรถในการจำลองทุก ๆ 5 นาที ตั้งแต่ 6.00 น – 21.55 น. เพื่อให้ปริมาณรถที่เข้าสู่ระบบการจำลองใกล้เคียงความเป็นจริง ดังนี้



รูป 0.6 ลักษณะการติดตั้งเครื่องตรวจจับ และทางเข้า-ออกของถนน

1. ปริมาณรถที่เข้าสู่ทางหลักเริ่มต้นคือปริมาณรถจากกล้อง CCTV ที่จุด 2
2. ปริมาณรถที่เข้าสู่ทางเข้าที่ 1 คือส่วนต่างจากปริมาณรถจากกล้อง CCTV ที่จุด 2 และ 3
3. เนื่องจากข้อจำกัดทางข้อมูล ปริมาณรถที่ออกทางออกที่ 1, 2 จะสุ่มจากปริมาณรถที่กล้อง CCTV ที่จุด 3
4. เนื่องจากข้อจำกัดทางข้อมูล ปริมาณรถที่เข้าทางเข้าที่ 2, 3 จะสุ่มจากปริมาณรถที่เข้ามาใหม่ที่ผ่านกล้อง CCTV ที่จุด 9
5. ปริมาณรถที่เข้าทางเข้าที่ 4 คือ ปริมาณรถจากส่วนต่างของปริมาณรถที่ผ่านกล้องที่จุด 9 และ 10

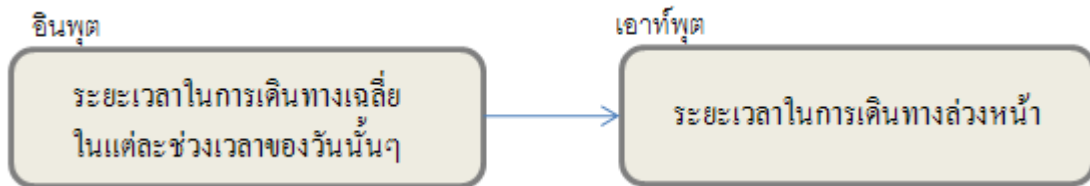
ง) พารามิเตอร์

พารามิเตอร์ส่วนใหญ่ในโปรแกรม Aimsun 6.0 นั้น จะใช้เพื่อปรับแต่งลักษณะการขับขี่ของผู้ขับขี่ ซึ่งการที่จะปรับให้ถูกต้องนั้นจำเป็นจะต้องมีศึกษาลักษณะของผู้ขับขี่บนถนนจริงซึ่งไม่ได้อยู่ในขอบเขตของงานวิจัยนี้ ผู้ทำวิจัยจึงใช้ค่าเริ่มต้นจากโปรแกรมในการจำลองการจราจรบนถนนเส้นนี้ ซึ่งก็เพียงพอต่อการนำไปใช้ในการทดสอบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าแล้ว

3.3 ทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต

ในการทำนายจะแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุดได้แก่ 1) ชุดข้อมูลจากกล้อง CCTV, DVR และ 2) ชุดข้อมูลที่ได้จากการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่งลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการทำนายนั้น จะใช้ ระยะเวลาในการเดินทางในอดีตเพื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางในอนาคต

ตัวอย่างเช่น ใช้ระยะเวลาในการเดินทางเฉลี่ย ณ เวลา 9.00 ณ ของวันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 8 มิ.ย. 2553 เพื่อทำนาย ระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เวลา 9.00 ณ เช่นกัน



ภาพ 0.7 ลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองระยะเวลาในการเดินทางในอดีต

3.3.1 ชุดข้อมูลจากกล้อง CCTV และ DVR

ใช้ข้อมูลระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ประมาณได้จากกล้อง CCTV ในระหว่างวันที่ 3 มิ.ย. 2553 ถึงวันที่ 8 มิ.ย. 2553 เพื่อนำมาใช้ทำนายระยะเวลาที่ประมาณได้ในการเดินทางในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

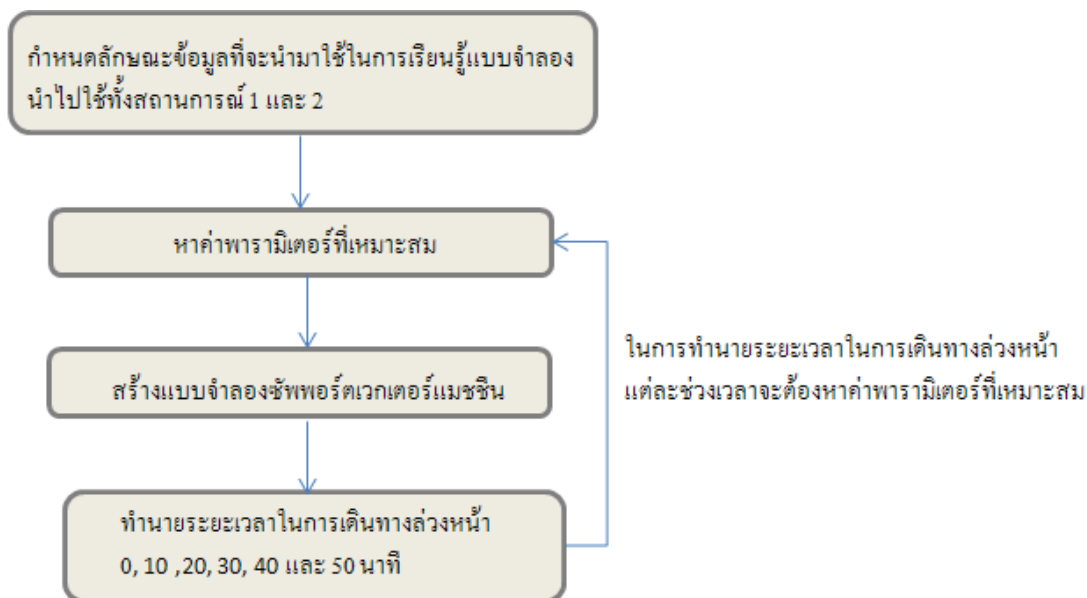
3.3.2 ชุดข้อมูลจากการจำลองการจราจร (Simulation)

ใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางที่ประมาณได้จากการจำลองการจราจร (Simulation) ในระหว่างวันที่ 3 มิ.ย. 2553 ถึงวันที่ 8 มิ.ย. 2553 เพื่อนำมาใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่ประมาณได้ ที่ได้จากจากการจำลองการจราจร (Simulation) ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553, 10 มิ.ย. 2553 และ 11 มิ.ย. 2553

3.4 ทำนายระยะเวลาเดินทางโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การทำนายการระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น จะใช้ไลบรารี LIBSVM 2.9 (C.-C. Chang, 2011) เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการประมวลผล โดยขั้นตอนแรกจะเริ่มจากการกำหนดชุดข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลองเพื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จริง และ สถานการณ์จำลอง หาค่าพารามิเตอร์

ที่เหมาะสมในการทำนาย สร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า ซึ่งสรุปเป็นขั้นตอนดังภาพ



ภาพ 0.8 ขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

3.4.1 กำหนดลักษณะข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

เมื่อกำหนดลักษณะของข้อมูลแล้ว จะนำลักษณะข้อมูลนี้ไปใช้ทั้งสถานการณ์จริง และสถานการณ์จำลอง ซึ่งจะกำหนดลักษณะของข้อมูลดังนี้

ก) อินพุตในการเรียนรู้

อินพุตที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ได้แก่

- ความเร็วเฉลี่ยของรถ ณ ขณะนั้น ในแต่ละจุดของถนน

- ความเร็วเฉลี่ยของรถ ก่อนเวลานั้น 5 นาที ในแต่ละจุดของถนน
- ความเร็วเฉลี่ยของรถ ก่อนเวลานั้น 10 นาที ในแต่ละจุดของถนน
- ปริมาตรรถต่อนาที ณ ขณะนั้น ในแต่ละจุดของถนน
- ปริมาตรรถต่อนาที ก่อนเวลานั้น 5 นาที ในแต่ละจุดของถนน
- ปริมาตรรถต่อนาที ก่อนเวลานั้น 10 นาที ในแต่ละจุดของถนน
- เวลา ณ ขณะนั้น (วินาที)

ข) เอาท์พุทของการเรียนรู้

ระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางล่วงหน้าที่เหมาะสมได้ตามระยะเวลาที่ต้องการจะทำนายล่วงหน้า

ตัวอย่างในการกำหนดค่าอินพุตและเอาท์พุทของแบบจำลอง เช่น หากต้องการทำนายระยะเวลาล่วงหน้า 20 นาที ณ เวลา 9.00 น. จะกำหนดค่าเพื่อนำไปใช้ในการทำนายดังนี้

ก) อินพุตของการเรียนรู้

ความเร็วเฉลี่ย ณ เวลา 9.00 น. ในแต่ละจุดของถนน

ความเร็วเฉลี่ย ณ เวลา 8.55 น. ในแต่ละจุดของถนน

ความเร็วเฉลี่ย ณ เวลา 8.50 น. ในแต่ละจุดของถนน

จำนวนรถต่อ 5 นาที ณ เวลา 9.00 น. ในแต่ละจุดของถนน

จำนวนรถต่อ 5 นาที ณ เวลา 8.55 น. ในแต่ละจุดของถนน

จำนวนรถต่อ 5 นาที ณ เวลา 8.50 น. ในแต่ละจุดของถนน

เวลา ณ ขณะนั้น คือ วินาทีที่ 32400 ของวัน

ข) เอาท์พุทของการเรียนรู้

ระยะเวลาในการเดินทางที่เหมาะสมได้ ณ เวลา 9.20 น.

3.4.2 การหาค่าพารามิเตอร์

ในการสร้างแบบจำลองซัพพอร์ต เวกเตอร์ แมชชีนนั้น มีค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญ ได้แก่ พารามิเตอร์เอพซิลอน (Epsilon, ϵ), พารามิเตอร์เคอร์เนล (Kernel), ค่าต้นทุน(Cost)

ก) พารามิเตอร์เอพซิลอน, ϵ

เป็นค่าที่อยู่ระหว่าง 0 – 1.0 โดยค่าพารามิเตอร์นี้จะเกี่ยวข้องกับความสัมพันธ์และจำนวนของซัพพอร์ตเวกเตอร์ โดยที่หากตั้งค่านี้ไว้สูง จะทำให้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เกิดการเรียนรู้ น้อย มีความซับซ้อนของแบบจำลองต่ำ ในงานวิจัยนี้จะใช้ค่าเอพซิลอน = 0.01

ข) พารามิเตอร์เคอร์เนล

ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้ในงานซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยทั่วไปนั้น ได้แก่ Liner Kernel, Polynomial Kernel และ Radial Basis Function (RBF) Kernel ในงานวิจัยนี้จะใช้ RBF Kernel ซึ่งเป็น Kernel ที่ครอบคลุมกับปัญหาที่ไม่เป็นเส้นตรงโดยทั่วไปแล้ว และเป็นฟังก์ชันที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

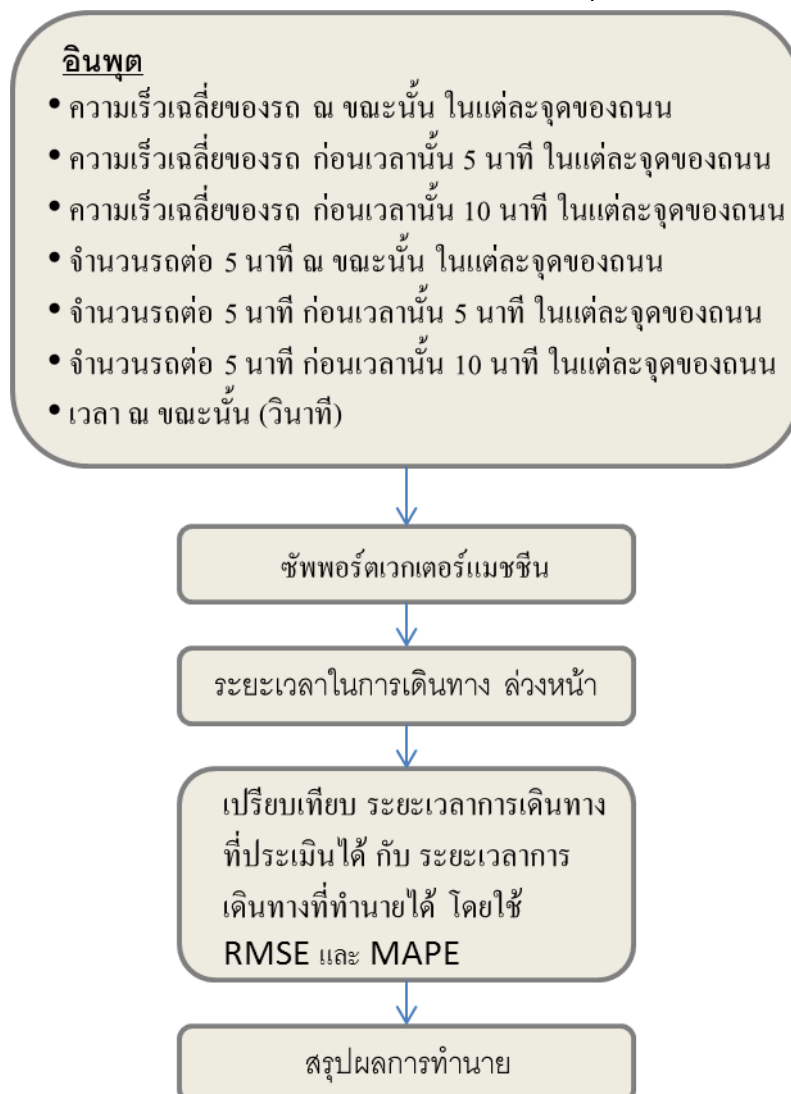
ในการเลือก Kernel แบบ Radial Basis Function จะต้องหาค่าพารามิเตอร์แกมมา (ζ) ซึ่งจะใช้วิธีในการหาค่าพารามิเตอร์นี้จะต้องใช้เทคนิคการหาแบบตาราง (Grid Search) ร่วมกับค่าต้นทุน (Cost) โดยกำหนดขอบเขตการค้นหาค่าแกมมาตั้งแต่ 2^{-4} ถึง 2^{20} (Chuh-Wei Hsu, 2003)

ค) ค่าต้นทุน (Cost)

เป็นค่าที่ใช้กำหนดค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้ ซึ่งในการหาค่าพารามิเตอร์จะต้องใช้เทคนิคการหาแบบตาราง (Grid Search) ร่วมกับค่าพารามิเตอร์แกมมา (ζ) โดยกำหนดกำหนดขอบเขตการค้นหาค่า Cost ตั้งแต่ 2^3 ถึง 2^{17} (Chuh-Wei Hsu, 2003)

3.4.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า

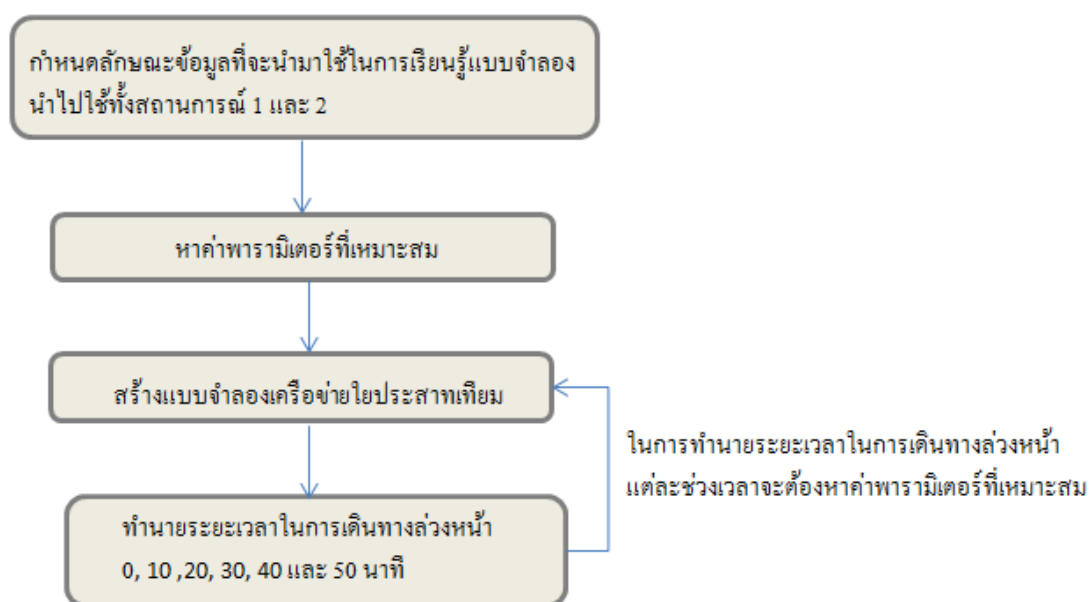
เมื่อได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสมแล้ว จึงสร้างแบบจำลองโดยเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่แบ่งไว้สำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลองที่ปรับพารามิเตอร์แล้ว หลังจากนั้นจึงนำแบบจำลองนี้มาใช้ในการทำนายจริง จากข้อมูลที่แบ่งไว้สำหรับนำมาทดสอบ ซึ่งลักษณะข้อมูลอินพุตนั้นจะมีลักษณะเดียวกับลักษณะข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง เมื่อทำนายแล้วจึงนำผลลัพธ์ที่ทำนายได้มาเปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้และระยะเวลาในการเดินทางที่เกิดขึ้นจริง โดยวัดค่าความผิดพลาดจาก RMSE และ MAPE ซึ่งสรุปขั้นตอนดังภาพ



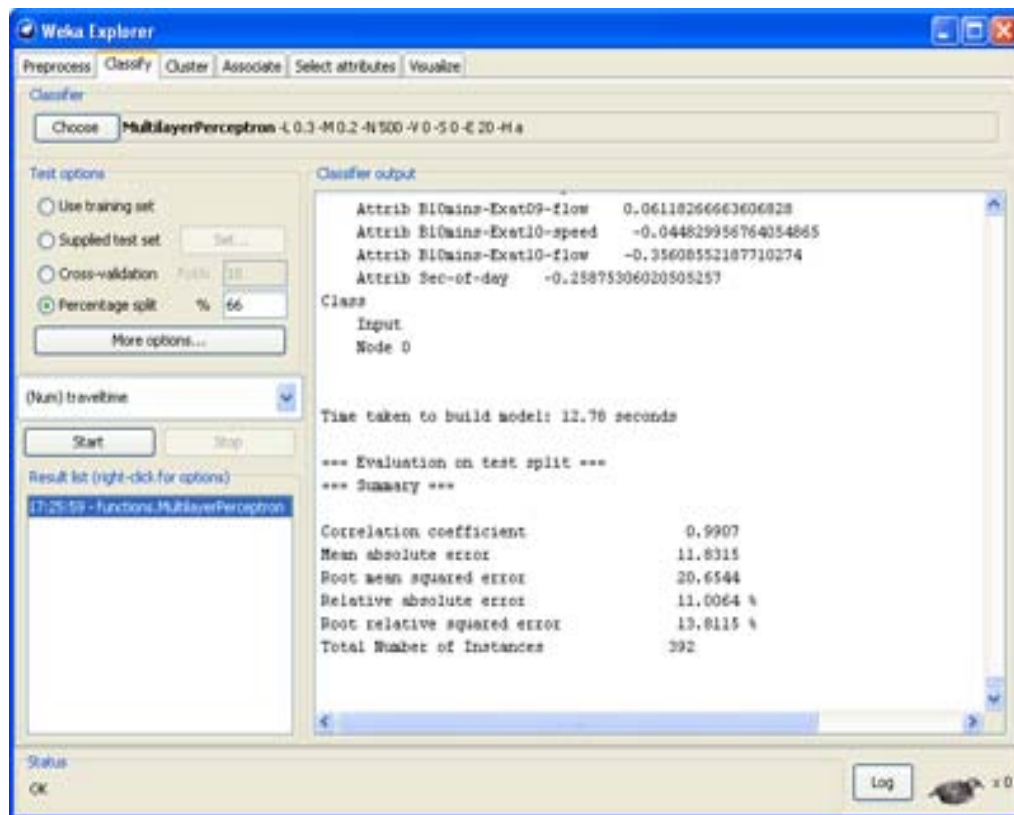
ภาพ 0.9 ขั้นตอนในการทำนายระยะเวลาการเดินทางและทดสอบแบบจำลอง

3.5 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะใช้โปรแกรม Weka 3.6 ในการพัฒนา ซึ่งขั้นตอนการทำสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multilayer Perceptron Neural Network) โดยใช้อัลกอริทึมการแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) ซึ่งแบบจำลองที่เป็นที่นิยมและมีงานวิจัยหลายงานที่เกี่ยวข้องกับการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ได้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในความแม่นยำในการทำนายของแบบจำลองนี้ (R Wang, 2002; I. J. Chien 2002; G.Huisken 2002; Chien –Hung Wei 2007) โดยการเรียนรู้ของแบบจำลองจะเริ่มจากการกำหนดชุดข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลองเพื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จริง และสถานการณ์จำลอง กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการทำนาย สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า ซึ่งสรุปเป็นขั้นตอนดังรูป



ภาพ 0.10 ขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



ภาพ 0.11 การพัฒนาแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมโดยโปรแกรม Weka 3.6

3.5.1 กำหนดลักษณะข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

การกำหนดลักษณะของข้อมูลจะกำหนดเช่นเดียวกับแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในหัวข้อที่ 3.4.1 เพื่อที่จะได้นำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายกับแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

3.5.2 หาค่าพารามิเตอร์

พารามิเตอร์ที่สำคัญใช้ในการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทได้แก่ จำนวนชั้นที่ซ่อน (Hidden Layer), อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate), ฟังก์ชันการถ่ายทอด (Transfer function) และ โมเมนตัม (Momentum)

ก) จำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer)

โดยทั่วไปแล้วจำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer) เพียง 2 ชั้นก็เพียงพอสำหรับปัญหา โดยทั่วไปแล้ว ซึ่งในการเพิ่มจำนวนชั้น Hidden layer มากขึ้นนั้น เป็นการเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลองโดยไม่จำเป็นและความแม่นยำในการทำนายนั้นไม่ได้มีความแตกต่างจากเดิมมากนัก ในงานวิจัยนี้ใช้จำนวนชั้น Hidden Layer 2 ชั้น

ข) อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

อัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 1.0 ยิ่งมีค่าน้อยก็จะมีอัตราการปรับน้ำหนักของโหนดที่ละเอียดมากขึ้น แต่จะใช้เวลาในการเรียนรู้เพิ่มขึ้น และถ้าหากมีอัตราการเรียนรู้มีค่ามากการเรียนรู้จะเร็วแต่ก็มีความหยาบมากขึ้นและมีโอกาสที่จะค่าน้ำหนักเข้าสู่ ค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ (Local Minimum) มากขึ้นซึ่งเป็นค่าที่ไม่เหมาะสม อัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีค่า 0.2 ซึ่งได้จากการทดลองจากค่าอัตราการเรียนรู้หลายๆ ค่า

ค) โมเมนตัม (Momentum)

โมเมนตัมจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 0.9 ซึ่งเป็นค่าที่ช่วยลดการปรับน้ำหนักของแบบจำลองให้เข้าสู่ค่าต่ำสุดสัมพัทธ์ (Local Minimum) โดยค่าโมเมนตัมจะเป็นค่าที่นำมาถ่วงการเปลี่ยนแปลงของน้ำหนักจากค่าไปยังอีกค่าหาหนึ่ง ยิ่งค่าโมเมนตัมมีค่ามากก็จะยิ่งทำให้การเปลี่ยนแปลงของน้ำหนักเปลี่ยนแปลงอย่างช้าๆ และมีความราบเรียบมากขึ้น ซึ่งค่าโมเมนตัมในงานวิจัยนี้จะตั้งค่าที่ 0.8 ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการทดลองจากค่าโมเมนตัมหลายๆ ค่า

ง) ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) เป็นฟังก์ชันที่กำหนดลักษณะของเอาต์พุตของระบบโครงข่ายประสาท ฟังก์ชันการกระตุ้น โดยทั่วไป ได้แก่ Threshold function, Identity

function, Sigmoid function ซึ่งในงานวิจัยนี้จะใช้ Sigmoid function เป็นฟังก์ชันการกระตุ้น เนื่องจากค่าเอาต์พุตมีลักษณะเป็นค่าต่อเนื่อง (Continuous function)

3.5.3 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสมแล้ว จึงสร้างแบบจำลองโดยเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่แบ่งไว้สำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลองที่ปรับพารามิเตอร์แล้ว ซึ่งขั้นตอนนั้นจะเหมือนกับขั้นตอนในกาทำนายระยะเวลาในการเดินทางด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ดังหัวข้อที่ 3.4.3

3.5.4 การใช้งานโปรแกรม Weka 3.6 เพื่อการทำนาย

โปรแกรม Weka 3.6 เป็นโปรแกรม Open-Source ที่พัฒนาโดย Mark Hall et.al (2009) ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้เป็นเครื่องมือหลักในการทำนายแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีขั้นตอนการใช้งานดังนี้

ก) การนำข้อมูลเข้า (Import Data)

ข้อมูลการจราจรที่จะเข้าไปใช้โปรแกรมเพื่อการทำนายนั้นจะต้องแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนสำหรับการเรียนรู้และส่วนสำหรับการนำไปใช้ในการทำนาย ซึ่งแต่ละส่วนจะต้องเก็บแยกไฟล์กันและจะต้องเก็บอยู่ในรูปแบบ ARFF (Attribute Relation File Format) ซึ่งมีลักษณะดังนี้

```
@RELATION ชื่อความสัมพันธ์
@ATTRIBUTE ชื่อของข้อมูลอินพุตที่ 1 ชนิดของข้อมูล
@ATTRIBUTE ชื่อของข้อมูลอินพุตที่ 2 ชนิดของข้อมูล
.
.
@ATTRIBUTE ชื่อของข้อมูลอินพุตที่ n ชนิดของข้อมูล
```

@ATTRIBUTE ชื่อของข้อมูลเอาต์พุต ชนิดของข้อมูล

@DATA

ชุดข้อมูล

โดยมีความหมายดังนี้

1. @RELATION

เป็นการระบุชื่อความสัมพันธ์ เช่น Training-set-03-jun

2. @ATTRIBUTE

เป็นการกำหนด ชื่อของข้อมูลและชนิดของข้อมูลนั้นๆ เช่น Speed-at-EXAT02 มีชนิดของข้อมูลเป็น REAL ซึ่งในไฟล์ ไฟล์หนึ่งนั้นจะสามารถกำหนด @ATTRIBUTE ได้หลายค่า ซึ่งจำนวนของ @ATTRIBUTE จะเท่ากับจำนวนของอินพุต + เอาต์พุต

3. @DATA

เป็นระบุดังจุดสิ้นสุดของการระบุ ATTRIBUTE และเป็นจุดเริ่มต้นของการเริ่มต้นของขอบเขตข้อมูล โดยบรรทัดถัดจาก @DATA จะเป็นชุดของข้อมูล โดยลักษณะของข้อมูลแต่ละข้อมูลจะถูกแบ่งด้วยเครื่องหมายจุดภาคและเรียงลำดับตามที่กำหนดตาม ATTRIBUTE และจะแบ่งแต่ละชุดข้อมูลโดยการขึ้นบรรทัดใหม่

ข) การตั้งค่า

เมื่อนำข้อมูลส่วนการเรียนรู้เข้าสู่โปรแกรม WEKA แล้ว การที่จะนำข้อมูลนั้นมาเรียนรู้นั้นจะเป็นต้องระบุชนิดของการเรียนรู้ซึ่งในการวิจัยนี้จะกำหนดเป็น MultiLayer Perceptron โดยจะกำหนดพารามิเตอร์ของเรียนรู้ตามหัวข้อ 3.5.2

ค) การเรียนรู้เพื่อการทำนาย

ในการเรียนรู้ของแบบจำลองด้วยวิธี Cross Validation ซึ่งจะแบ่งข้อมูลการเรียนรู้ออกเป็น 10 ส่วนเท่าๆ กัน โดยนำ 9 ส่วนมาใช้ในการเรียนรู้และ 1 ส่วนใช้ทดสอบการเรียนรู้เพื่อพัฒนาแบบจำลอง ในการเรียนรู้จะกำหนด ATTRIBUTE ที่จะใช้ในการทำนายด้วย ซึ่งก็คือระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้

ง) การทำนาย

เมื่อแบบจำลองที่เรียนรู้แล้วการนำไปทดสอบแบบจำลองนี้นั้น จะต้องนำชุดข้อมูลส่วนข้อมูลทดสอบ เข้าสู่โปรแกรมก่อน จึงสามารถทดสอบการทำนายได้ โดยผลการทำนายนั้น อยู่ในรูปของไฟล์ ARFF เช่นกัน ซึ่งจะต้องใช้โปรแกรม ARFF TOOL ซึ่งมาพร้อมกับ WEKA ในการเปิดไฟล์เพื่อนำผลการทำนายนั้นมาใช้วิเคราะห์และเปรียบเทียบผลการทำนายในขั้นต่อไป

3.6 การพิจารณาอินพุตในแบบจำลอง

ในการพิจารณาเลือกอินพุตนั้นเราจะแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนได้แก่ การพิจารณาขอบเขตอินพุตที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง และการทดสอบอินพุต

3.6.1 การพิจารณาอินพุต

การพิจารณาอินพุตเพื่อนำมาใช้ในแบบจำลอง มีหลักในการพิจารณาจาก ข้อจำกัดของข้อมูล การกำหนดอินพุตในงานวิจัยที่ผ่านมา

ก) ข้อจำกัดของข้อมูล

เนื่องจากข้อมูลที่ได้จากกล้อง CCTV มีเพียงความเร็วรถขณะเข้าสู่กล้องและเวลาที่รถเข้าสู่กล้องเท่านั้น การนำไปใช้เป็นอินพุตในแบบจำลองจึงสามารถเลือกได้จากข้อมูลข้างต้นหรือข้อมูลที่ประมวลผลได้จากข้อมูลดังกล่าวเท่านั้น

ข) งานวิจัยที่ผ่านมา

การศึกษาจากงานวิจัยที่ผ่านมาจะช่วยเป็นแนวทางในการเลือกอินพุตในการสร้างแบบจำลอง ตัวอย่างเช่น Park และ Rilett (1998) ใช้ระยะเวลาในการเดินทางก่อนขณะที่ทำนาย 5 นาที, ระยะเวลาในการเดินทางของถนนก่อนหน้าและถนนถัดไป Zhang และ Rice(2003) ใช้ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time) Krikke (2002) ใช้ความเร็วและปริมาณของรถและระยะทางของการติดขัดบนถนน เป็นต้น ซึ่งนำไปใช้เป็นแนวทางในการกำหนดอินพุตได้

3.6.2 การทดสอบอินพุต

หลังจากที่กำหนดขอบเขตของข้อมูลในเบื้องต้นแล้ว จะนำชุดข้อมูลที่แบ่งสำหรับในการเรียนรู้มาหาค่าความเสี่ยงเชิงการทดลองที่ต่ำที่สุด (Empirical Risk) จากอินพุตที่กำหนดในเบื้องต้นและช่วงพารามิเตอร์ที่กำหนด โดยการหาค่าความเสี่ยงในการทดลองจากแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อหาค่าความเสี่ยงในการทดลองที่ต่ำที่สุด จากการ Cross Validation และ Grid Search ในกลุ่มข้อมูลที่จะนำไปใช้ในการเรียนรู้ ซึ่งจากหลักการ Statistical Learning Theory และ Empirical Risk Minimization (STATISTICAL LEARNING THEORY: MODELS, CONCEPTS, AND RESULTS, Ulrike Von Luxburg , Bernhard Schölkopf) ที่กล่าวว่าหากความเสี่ยงเชิงการทดลองที่ต่ำจะมีแนวโน้มที่ทำให้ค่าความผิดพลาดในการทำนายจริง (True Risk) มีความผิดพลาดต่ำ การพิจารณาอินพุตจึงจะพิจารณาอินพุตที่ทำให้ค่าความเสี่ยงเชิงการทดลองมีค่าต่ำ โดยมีฟังก์ชันความเสี่ยงเชิงการทดลองดังนี้

$$R_{emp}(f) := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(X_i)| \quad 0-1$$

โดยที่

n คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้

f คือ ฟังก์ชันที่แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสร้างขึ้น

X คือ แมทริกอินพุตที่พิจารณา

3.6.3 ผลการทดสอบอินพุต

ในการทดสอบอินพุตจะพิจารณาจากข้อมูลที่ได้สถานการณ์จริงและข้อมูลที่ได้จากสถานการณ์จำลอง(Simulation) ซึ่งได้ผลดังนี้

ตาราง 0-1 ตารางแสดงค่าความเสี่ยงเชิงการทดลองในกลุ่มอินพุตรูปแบบต่างๆ ในสถานการณ์จำลอง

สถานการณ์จริง	LAGS (นาที)	0	10	20	30	40	50
R_{emp}	S	4.11	26.67	38.27	48.35	47.66	55.39
	S + F	7.24	25.06	32.81	33.73	35.50	43.58
	S + F + B	9.62	22.66	24.41	32.95	34.84	41.36
	S+ F + B + P	10.94	17.85	21.62	27.00	25.83	30.60

ตาราง 0-2 ตารางแสดงค่าความเสี่ยงเชิงการทดลองในกลุ่มอินพุตรูปแบบต่างๆ ในสถานการณ์จำลอง

สถานการณ์จำลอง	LAGS (นาที)	0	10	20	30	40	50
R_{emp}	S	0.24	15.16	19.46	22.64	25.95	26.96
	S + F	0.53	14.85	18.52	20.43	24.81	26.14
	S + F + B	1.38	14.11	17.95	20.17	23.25	25.2
	S+ F + B + P	4.97	12.87	15.16	17.79	19.44	21.18

จากตารางกำหนดให้ S คือ ความเร็วเฉลี่ย, F คือ ปริมาณรถต่อเวลา, B คือ ปริมาณรถต่อเวลาและความเร็วเฉลี่ยในเวลาก่อนหน้า 5 นาทีและ 10 นาที และ P คือเวลา ณ ขณะทำนาย

จากตารางพบว่าในการทำนายล่วงหน้า 10 – 50 นาที เมื่อเพิ่มชนิดของอินพุตทำให้ค่าความเสี่ยงเชิงทศลงมีแนวโน้มลดลง ซึ่งแสดงว่าอินพุตต่างๆ ที่นำมาใช้ในการทำนายล่วงหน้าส่งผลต่อประสิทธิภาพในการทำนาย ในขณะที่ในการทำนายล่วงหน้า 0 นาที ผลลัพธ์ที่ได้แตกต่างจากการทำนายล่วงหน้าในเวลาอื่นๆ คือค่าความเสี่ยงเชิงทศลงมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อเพิ่มชนิดของอินพุต โดยที่ใช้เพียงแค่ความเร็วเฉลี่ยก็จะได้ค่าความเสี่ยงเชิงการทศลงที่ต่ำสุดแล้ว อย่างไรก็ตามในงานวิจัยนี้จะเลือกใช้อินพุตได้แก่ ความเร็วเฉลี่ย, ปริมาณรถต่อเวลา, ปริมาณรถต่อเวลาและความเร็วเฉลี่ยก่อนหน้า 5 นาทีและ 10 นาที และ เวลา ณ ขณะทำนาย เนื่องจากเมื่อนำไปใช้จริงในการทำนายล่วงหน้า 10 นาทีขึ้นไป อินพุตที่นำมาใช้ล้วนส่งผลต่อประสิทธิภาพในการทำนายทั้งสิ้น

3.7 ประสิทธิภาพในการทำนาย

ผลจากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางจากแบบจำลองต่างๆ จะเป็นการทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมิน (Estimated Travel Time) ได้ในอนาคต ซึ่งจะนำมาหาค่าความผิดพลาดจากการทำนายเพื่อประเมินประสิทธิภาพของการทำนาย หลังจากนั้นจะเปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายได้กับระยะเวลาในการเดินทางที่เกิดขึ้นจริง ทั้งสถานการณ์จริงและสถานการณ์จำลอง เพื่อให้เห็นประสิทธิภาพเมื่อนำแบบจำลองต่าง ๆ มาใช้จริง

3.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการเดินทางล่วงหน้า นั้น จะใช้ RMSE (Root Mean Square Error) และ MAPE (Mean Absolute Percentage) เป็นเครื่องมือที่ใช้วัดค่าความผิดพลาด ซึ่งในงานวิจัยนี้จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพในแง่มุมต่างๆ ดังนี้

3.8.1 เปรียบเทียบผลการทำนายจากแบบจำลองต่างๆ

เป็นการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาด ในมุมมองของการใช้แบบจำลองการใช้ระยะเวลาการเดินทางในอดีต, แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3.8.2 เปรียบเทียบผลการทำนายจากระยะเวลาล่วงหน้าที่ทำนาย

เป็นการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากระยะเวลาในการทำนาล่วงหน้า โดยจะเปรียบเทียบ จากระยะเวลาที่ทำนายล่วงหน้า 0 นาที, 10 นาที, 20 นาที, 30 นาที, 40 นาที และ 50 นาที

บทที่ 4

ข้อมูลเบื้องต้น

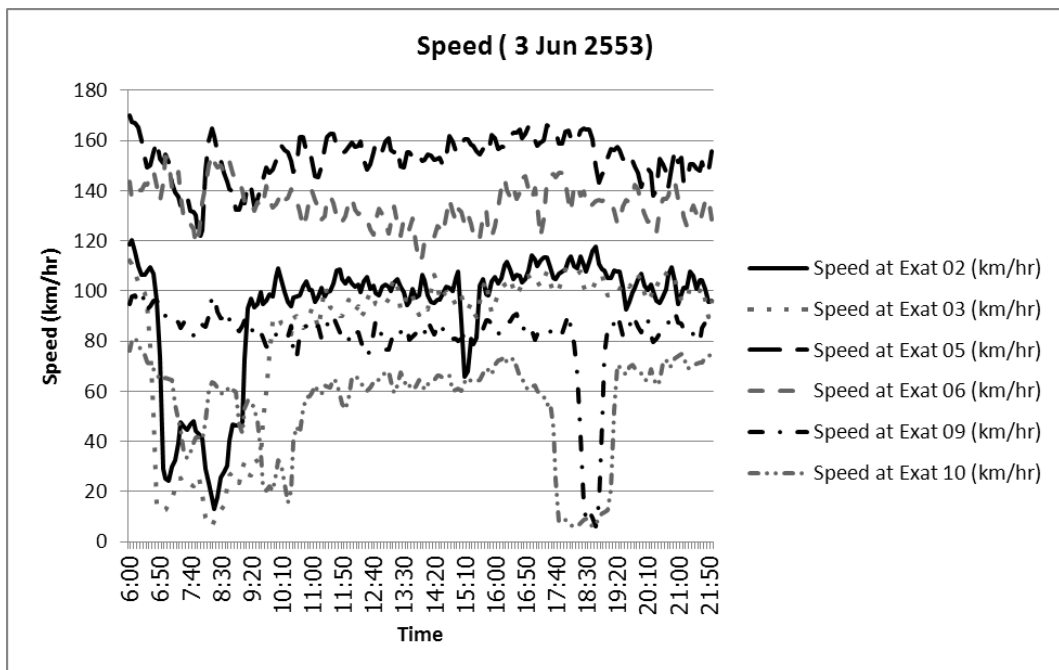
4.1 ข้อมูลจากกล้อง CCTV

ข้อมูลดิบที่ได้จากกล้อง CCTV นั้นประกอบด้วย ความเร็วของรถที่ผ่านเข้ากล้อง, เวลาที่รถเข้าสู่กล้อง โดยจะเก็บข้อมูลตั้งแต่วันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 อย่างไรก็ตามข้อมูลดิบที่ได้จากกล้องนั้นยังไม่สามารถนำไปใช้ได้ในการเรียนรู้ของแบบจำลองได้โดยตรง ซึ่งจำเป็นต้องประมวลผลก่อนเพื่อให้ได้ข้อมูลที่ต้องการดังนี้

4.1.1 ความเร็วเฉลี่ย (Time mean speed)

ความเร็วที่นำไปในการเรียนรู้และพัฒนาแบบจำลองนั้นจะใช้ความเร็วเฉลี่ย (Time mean Speed) แต่ข้อมูลดิบที่ได้จากการประมวลผลของกล้อง CCTV นั้น จะเป็นข้อมูลความเร็วของรถแต่ละคัน จึงต้องเฉลี่ยความเร็วจากความเร็วทุก ๆ คันในช่วงเวลา 1 นาที หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลความเร็วเฉลี่ย หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลที่ได้มาใช้ในการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average) โดยกำหนดช่วงข้อมูลที่ 10 นาทีและจะเฉลี่ยห่างกันจุดละ 5 นาที เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความราบรื่น (Smooth) และลดข้อมูลรบกวน (Noise) จากข้อมูล สุดท้ายจะได้ค่าความเร็วเฉลี่ย (km/h) ในทุกๆ 5 นาที

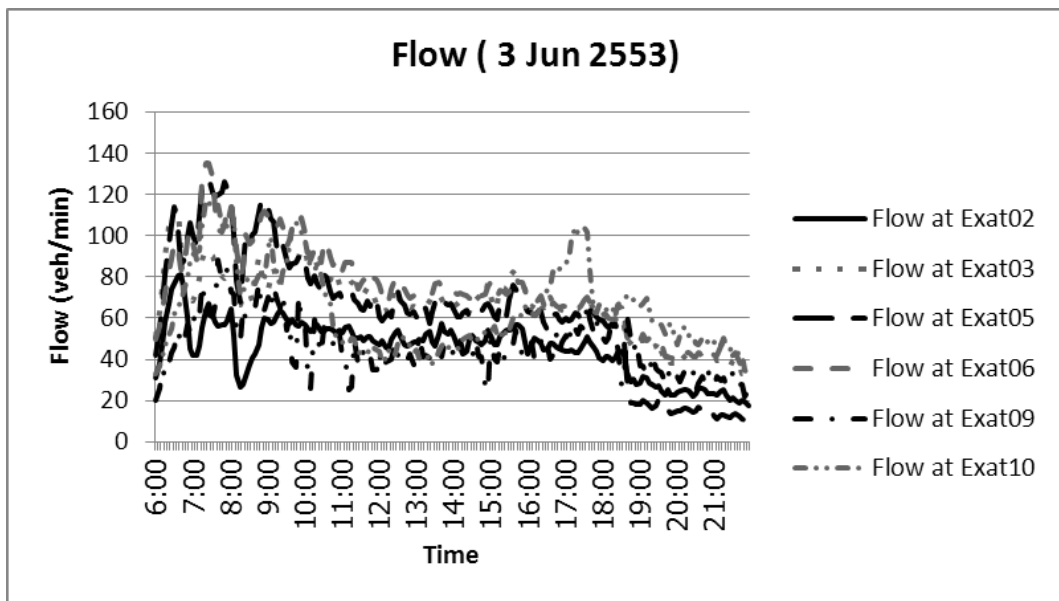
อย่างไรก็ตามผู้วิจัยตั้งข้อสังเกตว่าข้อมูลความเร็วเฉลี่ยที่ได้จากกล้องในกล้องที่ 5 และ 6 นั้นไม่สมเหตุสมผล เนื่องจากทั้งความเร็วจากกล้องทั้งสองมีความเร็วเฉลี่ยขณะที่การจราจรไหลลื่นที่ประมาณ 130 – 170 km/h ซึ่งในขณะที่ความเร็วเฉลี่ยจากกล้องอื่นๆ นั้นประมาณ 80 – 100 km/h เท่านั้น



ภาพ 0.1 ตัวอย่างความเร็วเฉลี่ยที่ประมวลผลจากกล้อง CCTV ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553

4.1.2 ปริมาณรถต่อเวลา

ความเร็วที่นำไปในการเรียนรู้และพัฒนาแบบจำลองนั้นคือปริมาณรถต่อเวลา 1 นาที แต่ว่าข้อมูลดิบที่ได้จากการประมวลผลของกล้อง CCTV นั้น จะเป็นข้อมูลเวลาที่รถแต่ละคันผ่านกล้อง จึงต้องนำมาหา ปริมาณรถที่ผ่านกล้องต่อช่วงเวลา(1 นาที) เมื่อได้ข้อมูลแล้วจึงนำข้อมูลที่ได้นำมาใช้ในการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) โดยกำหนดช่วงข้อมูลที่ 10 นาทีและจะเฉลี่ยห่างกันจุดละ 5 นาที เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความราบรื่น (Smooth) และลดข้อมูลรบกวน (Noise) จากข้อมูล สุดท้ายจะได้ค่าปริมาณรถต่อเวลา(veh/min) ในทุกๆ 5 นาที



ภาพ 0.2 ตัวอย่างปริมาณรถต่อนาทีที่ประมวลผลได้จากกล้อง CCTV ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553

4.1.3 ประเมินระยะเวลาในการเดินทาง (Estimated Travel Time)

เนื่องจากข้อมูลจากกล้อง CCTV นั้นมีเพียงความเร็ว, ปริมาณรถ เท่านั้น ดังนั้น เราจะต้อง ประเมินหาระยะเวลาในการเดินทาง ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีบัญญัติไตรยาง(Extrapolation) ซึ่งเป็น วิธีที่ง่ายและยอมรับได้ (Travel Time Data Collection Handbook, 1998) ซึ่งหาได้จาก

$$t = \sum_{i=1}^n \frac{s_i}{(v_i+v_{i+1})/2} \times (100 + g) \% \quad (0-1)$$

โดยที่ t คือ ระยะเวลาในการเดินทางทั้งหมด

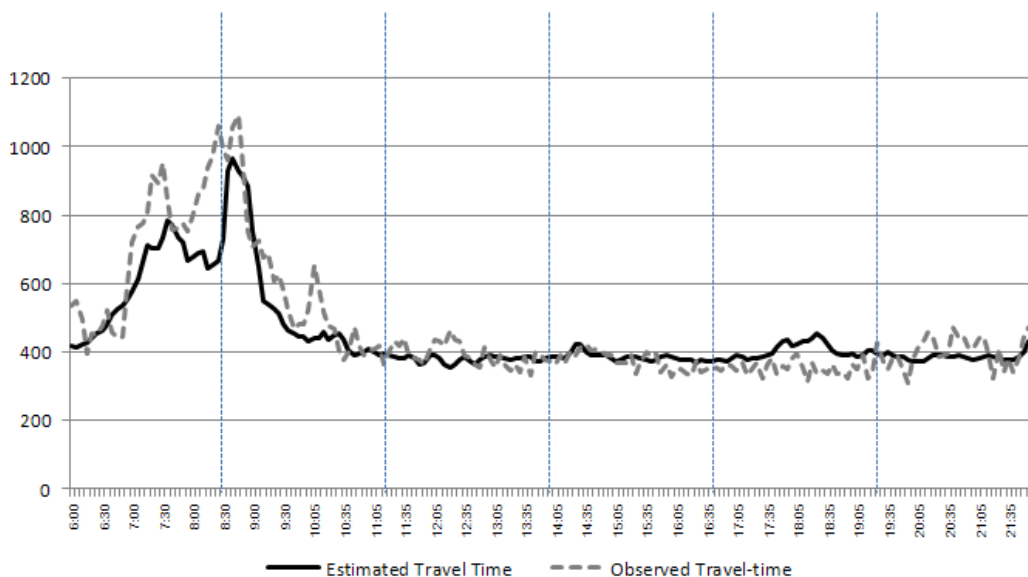
s คือ ระยะทางในแต่ละช่วง

v คือ ความเร็ว ณ กล้อง CCTV

และ g คือ ร้อยละค่าถ่วงน้ำหนัก

การหาค่าน้ำหนัก การหาค่าน้ำหนักนั้นจะหาจากการเปรียบเทียบค่าระยะเวลาที่ประเมิน ได้ในวันที่ 9 มิ.ย. กับ ระยะเวลาจริงที่รถวิ่งในวันเดียวกัน โดยจะหาค่าน้ำหนักที่ทำให้ส่วน เบี่ยงเบนมาตรฐานระหว่างข้อมูลนั้นมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งมีอัลกอริทึมดังนี้

1. นำข้อมูลระยะเวลาที่เดินทางได้จริงและระยะเวลาที่ประเมินได้ที่ยังไม่ใส่ค่าน้ำหนักมาแบ่งออกเป็น 6 ส่วน โดยแบ่งให้ช่วงเวลาในแต่ละกลุ่มเท่ากัน
2. กำหนดค่าน้ำหนัก โดยเริ่มต้นที่ 0%
3. นำค่าน้ำหนักนั้นแทนที่ในสมการ ซึ่งจะทำให้ค่าการประเมินระยะเวลาในการเดินทางเปลี่ยนไป
4. คำนวณหาส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานในแต่ละกลุ่ม ซึ่งจะทำได้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 6 ค่า และนำมาหาค่าเฉลี่ย
5. ทำข้อ 2 อีกครั้ง โดยเพิ่มค่าน้ำหนักที่ละ 1% จนค่าน้ำหนักถึง 100% จึงหยุดทำ และเลือกค่าน้ำหนักที่ทำให้ค่าเฉลี่ยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยที่สุดมาใช้ในการวิจัย
6. ผลจากการหาค่าน้ำหนัก งานวิจัยนี้ใช้ค่าน้ำหนัก = 34%



ภาพ 0.3 การแบ่งช่วงเวลาในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เพื่อหาค่าน้ำหนัก

4.2 ข้อมูลจากกล้อง DVR

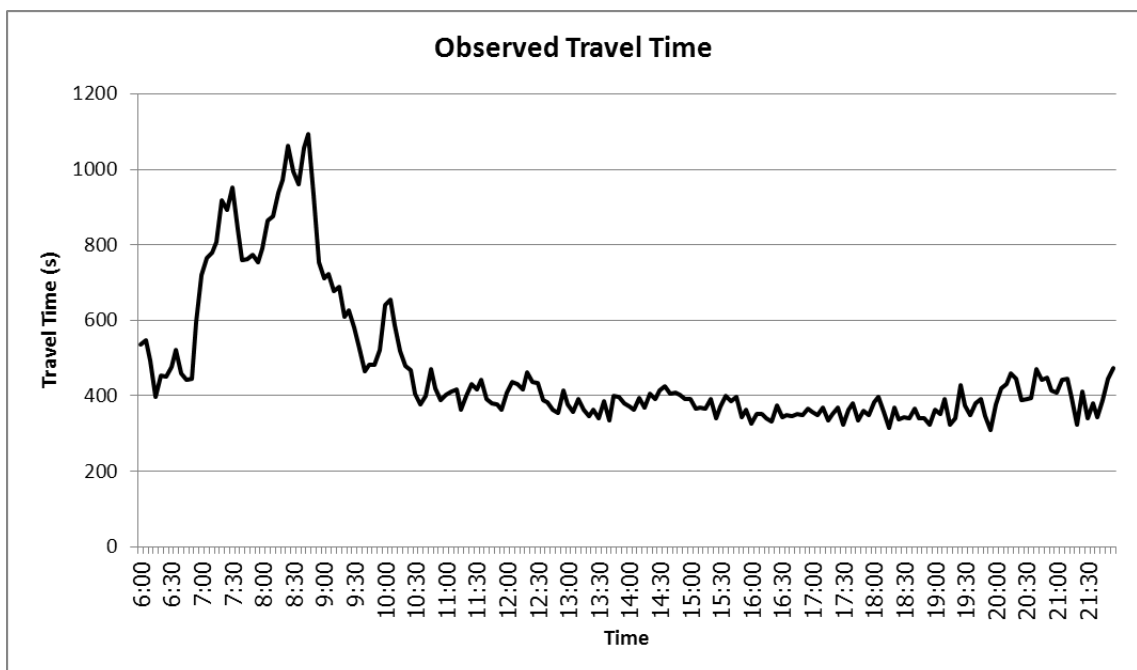
การวัดระยะเวลาในการเดินทางจากกล้อง DVR นั้นจะทำการวัดระยะเวลาที่รถเข้ากล้องที่จุดที่ 2 จนออก ณ จุดที่ 10 โดยจะใช้มนุษย์เป็นผู้วัด ซึ่งจะวัดจากรถในกลุ่มตัวอย่างในทุกๆ 5 นาที ซึ่งขนาดของกลุ่มตัวอย่างคำนวณจาก

$$\text{ขนาดกลุ่มตัวอย่าง} = \left(\frac{z \times sd.}{\varepsilon} \right)^2$$

โดย z คือค่า z -statistic ซึ่งมีค่าคือ 1.96 จากค่าความมั่นใจ 95%

ค่า $sd.$ คือส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่ง Travel Time Data Collection Handbook (1998) แนะนำให้ใช้ 25% สำหรับการจราจรที่มีช่วงเวลาคงที่ 15 – 30 นาที (Piti, 2011)

ค่า ε คือ ค่าความผิดพลาดจากค่าความมั่นใจ (Relative Error) ซึ่งกำหนดเป็น 5% (Piti, 2011) ซึ่งเมื่อคำนวณแล้วจะต้องใช้รถ 96 คัน ต่อ ชั่วโมง ซึ่งหากแบ่งเป็นช่วงละ 5 นาที จะต้องใช้จำนวนรถทั้งหมด 8 คันต่อ 5 นาที และค่าระยะเวลาในการเดินทาง (Observed Travel Time) จะได้จากการเฉลี่ยระยะเวลาในการเดินทางของรถในกลุ่มตัวอย่างในทุกๆ 5 นาที



ภาพ 0.4 ระยะเวลาในการเดินทางที่ประมวลได้จากกล้อง DVR ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

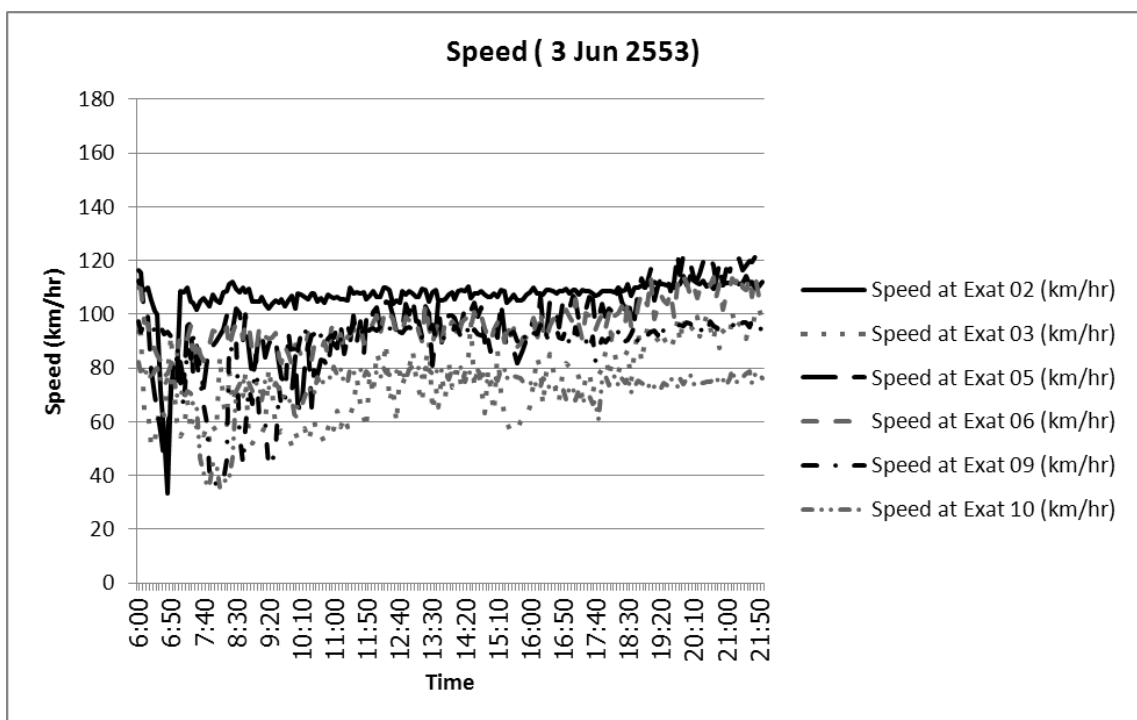
ข้อมูลการจราจรที่ได้จากการประมวลผลจากกล้อง DVR นั้นจะได้ระยะเวลาในการเดินทางเฉลี่ยในทุกๆ 5 นาที ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เวลา 6.00 น. – 21.55 น.

4.3 ข้อมูลในการจำลองการจราจร (Simulation)

ข้อมูลการจราจรที่ได้จากการจำลอง (Simulation) นั้นได้แก่ ความเร็วเฉลี่ย, ปริมาณรถต่อ 5 นาที, ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ และ ระยะเวลาเดินทางเฉลี่ย ซึ่งจะจำลองเหตุการณ์ตั้งแต่วันที่ 3 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 ตั้งแต่เวลา 6.00 น – 21.55 น.

4.3.1 ความเร็วเฉลี่ย (Time-mean Speed)

ความเร็วเฉลี่ยที่ได้จากการจำลองเหตุการณ์นั้น จะเป็นความเร็วเฉลี่ยที่จุดตรวจจับ โดยจะเป็นค่าความเร็วเฉลี่ย (km/h) โดยข้อมูลค่าความเร็วเฉลี่ยที่ได้นั้นจะเป็นความเร็วเฉลี่ยในทุกๆ 5 นาที ซึ่งสามารถนำค่านี้ไปใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลองต่างๆ ได้

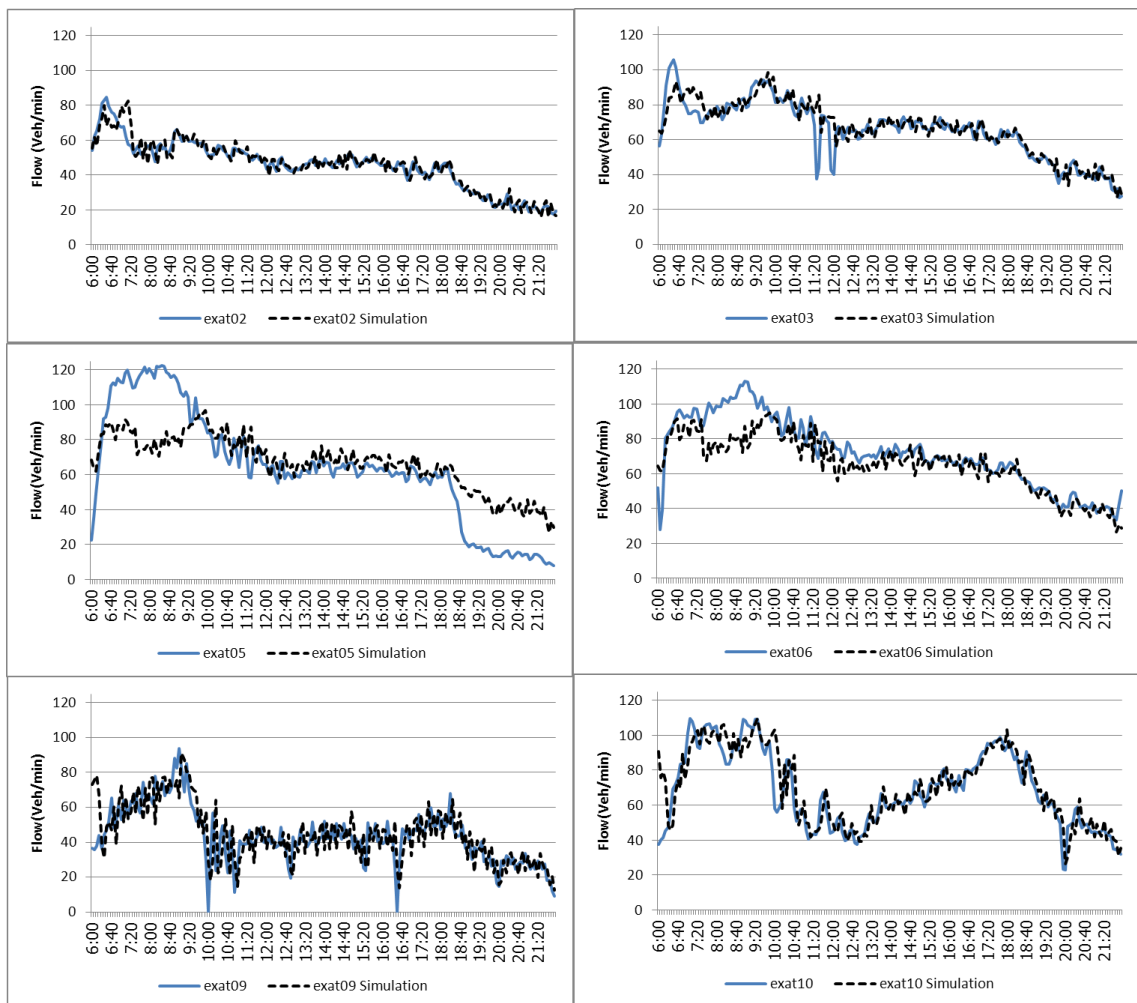


ภาพ 0.5 ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553

4.3.2 ปริมาณรถต่อเวลา (Flow)

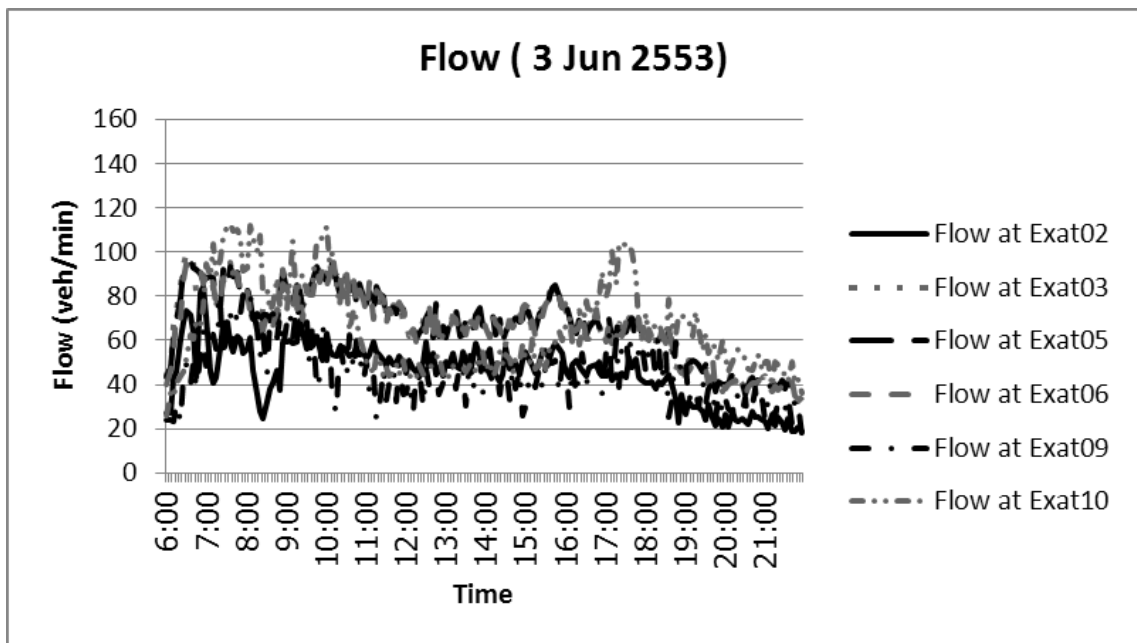
ในการจำลองการจราจรจะใช้ ปริมาณรถต่อเวลา(Flow) จากกล้อง CCTV เป็นข้อมูลจริง ในการอ้างอิงในการจำลองการจราจรในวันนั้นๆ ดังภาพ ภาพ 0.6

จากภาพเมื่อเปรียบเทียบปริมาณรถต่อเวลาระหว่างข้อมูลจริงและข้อมูลที่จำลองได้พบว่า ปริมาณรถต่อเวลา (Flow) ในกล้องที่ 5 มีความแตกต่างกัน ซึ่งคาดว่าเกิดจากความผิดพลาดของ กล้อง CCTV ในการบันทึกข้อมูล เพราะช่วงของถนนระหว่างจุดที่ 3 และจุดที่ 5 นั้น ไม่มี ช่องทางเข้าและออกของรถ ดังนั้นปริมาณของรถจึงควรจะเท่ากันทั้งสองจุด ซึ่งเป็นไปตามการ จำลองการจราจร



ภาพ 0.6 เปรียบเทียบปริมาณรถต่อ 5 นาที จากข้อมูลจริง และการจำลองการจราจร

ปริมาณรถต่อเวลาที่ได้จากการจำลองเหตุการณ์นั้น จะเป็นปริมาณทั้งหมดรถต่อเวลา 5 นาที ณ ที่จุดตรวจจับ (Detector) ซึ่งในการนำไปใช้งานวิจัยนี้จะแปลงข้อมูลที่ได้เป็น ปริมาณรถต่อเวลา 1 นาทีเพื่อให้ลักษณะข้อมูลเป็นลักษณะเดียวกับข้อมูลที่ประมวลผลจากกล้อง CCTV



ภาพ 0.7 ปริมาณรถต่อนาทีจากการจำลองการจราจรในวันที่ 3 มิ.ย. 2553

4.3.3 ระยะเวลาในการเดินทาง (Travel Time)

ข้อมูลระยะเวลาที่ได้จากการจำลองการจราจร (Simulation) นั้นจะได้ 2 ชนิดได้แก่

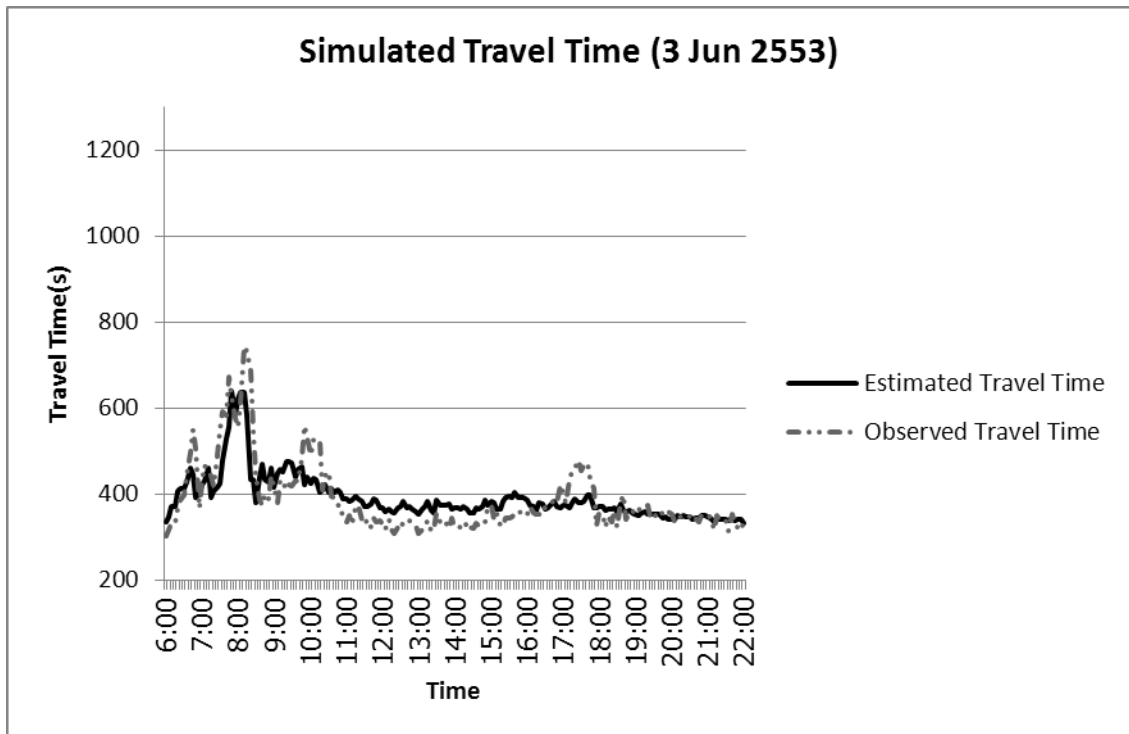
ก) ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)

ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้นั้น เป็นระยะเวลาที่คำนวณจากความเร็ว ณ ที่จุดเครื่องตรวจจับ(Detector) ในการจำลองและระยะทางระหว่างเครื่องตรวจจับ โดยคำนวณและหาค่าน้ำหนักตามสมการที่ 4-1 ซึ่งมีลักษณะเหมือนการประเมินระยะเวลาในการเดินทางที่ได้จากข้อมูลจากกล้อง CCTV

ข) ระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)

เป็นระยะเวลาที่รถวิ่งได้จริงในการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่งข้อมูลนี้จะมีลักษณะเหมือนระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้จากกล้อง DVR เพียงแต่ระยะเวลาในการเดินทางในการ

จำลองนั้นจะคำนวณจากรถทุกคันที่อยู่ในระบบ ซึ่งจะแตกต่างจากข้อมูลที่ได้จากกล้อง DVR ที่คำนวณหาระยะเวลาในการเดินทางจากตัวอย่างของรถจำนวนหนึ่ง



ภาพ 0.8 ระยะเวลาในการเดินทางที่ได้จากการจำลอง (Simulation) ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553

4.4 ข้อมูลทางสถิติต่างๆ

ข้อมูลทางสถิติของระยะเวลาในการเดินทางแสดงถึงลักษณะสภาพการจราจร โดยทั่วไปในวันต่างๆ โดยที่ค่าน้อยสุดจะแสดงถึงระยะเวลาในการเดินทางในช่วงที่การจราจรไม่ติดขัด ค่ามากที่สุดจะแสดงถึงระยะเวลาในการเดินทางในช่วงที่มีการจราจรติดขัด ค่าเฉลี่ยแสดงถึงลักษณะการจราจรในภาพรวมเมื่อเทียบกับค่าน้อยสุดและมากที่สุด และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานแสดงถึงความผันผวนของการจราจร โดยจะแบ่งเป็นสถิติรายวันและสถิติรายชั่วโมงในแต่ละวัน ดังนี้

4.4.1 ข้อมูลสถิติรายวัน

เป็นข้อมูลที่แสดงให้เห็นถึงสถิติในภาพรวมของแต่ละวัน ซึ่งจะค่าสถิติในแต่ละวันนั้นมาเปรียบเทียบ ดังตาราง

ตาราง 0-1 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้จากสถานการณ์จริง

ชุดข้อมูล	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
3 มิ.ย. 2553	473.84	343.44	1787.71	197.89
4 มิ.ย. 2553	549.88	338.97	2863.77	394.36
5 มิ.ย. 2553	392.13	339.33	422.07	20.88
6 มิ.ย. 2553	374.19	331.74	417.69	18.69
7 มิ.ย. 2553	461.19	335.30	750.63	96.08
8 มิ.ย. 2553	463.56	340.70	1598.62	195.64

ตาราง 0-2 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้จากสถานการณ์จำลอง

ชุดข้อมูล	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
3 มิ.ย. 2553	391.94	335.07	638.78	54.98
4 มิ.ย. 2553	463.34	332.21	807.58	108.47
5 มิ.ย. 2553	375.26	325.48	410.35	18.61
6 มิ.ย. 2553	359.64	320.34	395.72	13.06
7 มิ.ย. 2553	459.44	335.53	772.05	118.64
8 มิ.ย. 2553	401.61	331.34	595.17	64.12

ตาราง 0-3 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในวันที่ใช้ในการทำนาย

ชุดข้อมูล	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
9 มิ.ย. สถานการณ์จริง	448.98	355.15	964.10	125.78
9 มิ.ย. สถานการณ์จำลอง	397.87	335.34	685.13	65.27
10 มิ.ย. สถานการณ์จำลอง	391.41	329.09	586.80	51.52
11 มิ.ย. สถานการณ์จำลอง	474.82	340.40	1046.75	143.70

ตาราง 0-4 ตารางแสดงสถิติของระยะเวลาในการเดินทางจริงได้ในวันที่ใช้ในการทำนาย

ชุดข้อมูล	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
9 มิ.ย. สถานการณ์จริง	468.58	308.00	1094.00	175.62
9 มิ.ย. สถานการณ์จำลอง	407.20	301.26	745.87	84.88
10 มิ.ย. สถานการณ์จำลอง	389.72	307.12	632.97	64.02
11 มิ.ย. สถานการณ์จำลอง	550.80	297.44	1300.20	240.60

เมื่อพิจารณาข้อมูลที่นำมาใช้ในการเรียนรู้จากตารางที่ 4-1 และ 4-2 พบว่าข้อมูลจากสถานการณ์จริงมีความผันผวนมากกว่าและมีช่วงเวลาที่การจราจรติดขัดนานกว่าข้อมูลจากการจำลอง

และเมื่อพิจารณาข้อมูลที่นำมาใช้ในการทำนายจากตาราง 4-3 พบว่าในวันที่ 11. มิ.ย. เป็นวันที่มีการจราจรติดขัดมากที่สุดและมีความผันผวนของจราจรมากที่สุด ในวันที่ 10 มิ.ย. เป็นวันที่มีการจราจรติดขัดน้อยที่สุดและมีความผันผวนน้อยที่สุด ส่วนในวันที่ 9 มิ.ย. ในสถานการณ์จำลองและสถานการณ์จริงมีความแตกต่างกันโดยที่ในสถานการณ์จริงนั้นจะมีความผันผวนของการจราจรและการติดขัดของจราจรมากกว่าในสถานการณ์จำลอง และจากตาราง 4-3 และ 4-4 พบว่าการระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้จริงนั้นจะมีการติดขัดและมีความผันผวนมากกว่าระยะเวลาที่ประเมินได้ในทุกสถานการณ์

4.4.2 สถิติรายชั่วโมง

เพื่อเปรียบเทียบค่าสถิติรายชั่วโมงในแต่ละวัน เพื่อสะท้อนให้เห็นรายละเอียดลักษณะการจราจรในแต่ละวันดังตาราง

ตาราง 0-5 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จริง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

ช่วงเวลา	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6.00 - 6.55	470.39	412.53	554.64	47.64
7.00 - 7.55	699.37	577.15	787.13	58.75
8.00 - 8.55	781.91	646.78	964.10	123.12
9.00 - 9.55	520.66	429.65	754.11	91.61
10.00 - 10.55	426.48	390.35	459.35	23.61
11.00 - 11.55	385.75	363.81	398.18	10.26
12.00 - 12.55	375.61	355.15	390.54	11.26
13.00 - 13.55	382.05	373.25	387.36	4.43
14.00 - 14.55	395.44	381.69	422.53	13.13

15.00 - 15.55	382.67	374.82	392.44	5.56
16.00 - 16.55	376.51	370.03	382.14	3.34
17.00 - 17.55	399.70	378.99	435.45	19.59
18.00 - 18.55	418.22	389.23	455.22	21.37
19.00 - 19.55	391.23	374.89	406.31	9.44
20.00 - 20.55	383.67	372.74	391.55	6.27
21.00 - 21.55	392.73	375.38	435.33	19.71

ในสถานการณ์จริงวันที่ 9 มิ.ย. 2553 จะมีช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดคือช่วง 8.00 – 8.55 น. ซึ่งมีค่าเฉลี่ย 781.91 วินาที ค่ามากที่สุด 964.10 วินาที และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 123.12

ตาราง 0-6 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

ช่วงเวลา	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6.00 - 6.55	441.26	409.13	486.90	23.35
7.00 - 7.55	430.67	408.46	468.47	17.96
8.00 - 8.55	478.46	426.07	589.60	45.14
9.00 - 9.55	585.62	452.01	685.13	80.81
10.00 - 10.55	401.51	381.51	433.69	12.62
11.00 - 11.55	383.43	370.20	401.08	8.51
12.00 - 12.55	366.55	351.31	381.94	8.76
13.00 - 13.55	367.41	351.58	381.93	8.75
14.00 - 14.55	374.50	361.58	387.70	6.95
15.00 - 15.55	375.89	362.79	391.65	8.68
16.00 - 16.55	374.36	362.15	385.91	6.63

17.00 - 17.55	376.15	366.64	389.72	7.49
18.00 - 18.55	371.58	360.67	382.17	7.21
19.00 - 19.55	352.00	339.22	360.19	5.74
20.00 - 20.55	344.65	340.35	350.49	3.74
21.00 - 21.55	341.86	335.34	354.70	5.27

ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย. 2553 จะมีช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่การจราจรติดขัดคือช่วง 9.00 – 9.55 น. ซึ่งมีค่าเฉลี่ย 585.62 วินาที ค่ามากที่สุด 452.01 วินาที และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 80.81

ตาราง 0-7 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553

ช่วงเวลา	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6.00 - 6.55	413.53	341.45	480.49	48.44
7.00 - 7.55	509.97	442.54	585.51	40.33
8.00 - 8.55	452.38	404.47	519.39	37.07
9.00 - 9.55	459.43	403.89	586.80	61.61
10.00 - 10.55	392.23	380.13	414.36	10.10
11.00 - 11.55	375.11	361.85	383.49	5.70
12.00 - 12.55	388.17	361.48	429.10	21.94
13.00 - 13.55	368.34	355.73	392.61	9.12
14.00 - 14.55	380.04	367.26	395.14	8.10
15.00 - 15.55	375.35	368.49	388.01	5.56
16.00 - 16.55	375.38	366.85	391.02	6.49
17.00 - 17.55	378.71	368.14	399.70	9.30
18.00 - 18.55	368.35	359.74	389.06	10.12

19.00 - 19.55	347.06	340.32	353.18	3.60
20.00 - 20.55	345.22	340.03	351.69	2.97
21.00 - 21.55	337.97	329.09	350.19	5.63

ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย. 2553 จะมีช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดคือช่วง 7.00 – 8.55 น. และ 9.00 – 9.55 น. ซึ่งมีค่าเฉลี่ย 509.97 วินาที ค่ามากที่สุด 586.80 วินาที และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 61.61

ตาราง 0-8 ตารางแสดงค่าสถิติรายชั่วโมงของระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จากสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553

ช่วงเวลา	ค่าเฉลี่ย	ค่าน้อยสุด	ค่ามากที่สุด	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6.00 - 6.55	402.95	340.40	459.61	41.26
7.00 - 7.55	588.90	444.05	778.60	101.74
8.00 - 8.55	856.19	663.69	1046.75	99.37
9.00 - 9.55	629.55	536.26	850.98	117.76
10.00 - 10.55	505.17	472.53	553.17	26.39
11.00 - 11.55	472.51	447.24	499.46	16.29
12.00 - 12.55	429.39	408.89	462.38	13.64
13.00 - 13.55	424.37	413.49	435.29	5.79
14.00 - 14.55	408.08	358.73	437.70	25.48
15.00 - 15.55	379.69	368.11	394.63	8.14
16.00 - 16.55	379.06	368.20	387.85	6.49
17.00 - 17.55	379.72	366.58	388.01	6.73
18.00 - 18.55	377.56	355.37	395.12	11.42
19.00 - 19.55	357.98	352.77	368.65	4.34
20.00 - 20.55	360.54	346.31	446.10	26.52

21.00 - 21.55	635.06	512.01	755.75	61.54
---------------	---------------	---------------	---------------	--------------

ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย. 2553 จะมีช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดคือช่วง 8.00 – 9.55 น. และ 21.00 – 21.55 น. โดยที่ช่วงเวลา 8.00- 8.55 มีค่าเฉลี่ย 856.19 วินาที ค่ามากที่สุด 1046.75 วินาที และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 99.37 และช่วงเวลา 21.00-21.55 น. มีค่าเฉลี่ย 635.06 วินาที ค่ามากที่สุด 755.75 วินาที และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 61.54

บทที่ 5

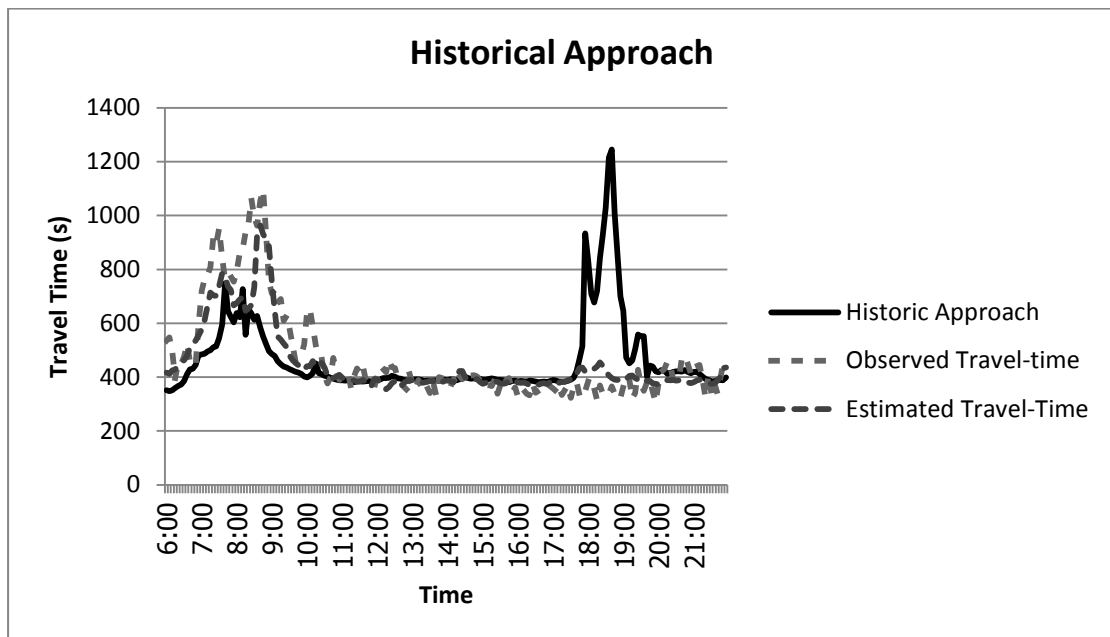
การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีต

5.1 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีต

การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีตนั้น เป็นการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ณ เวลาขณะนั้น โดยเฉลี่ยจากการระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในอดีตในเวลาเดียวกัน ซึ่งข้อมูลการจราจรในปัจจุบัน (Real Time) จะไม่มีผลต่อประสิทธิภาพในการทำนายในแบบจำลองนี้ ดังนั้นการทำนายล่วงหน้า 0,10,20,30,40 หรือ 50 นาที ผลจากการทำนายจะเหมือนกัน

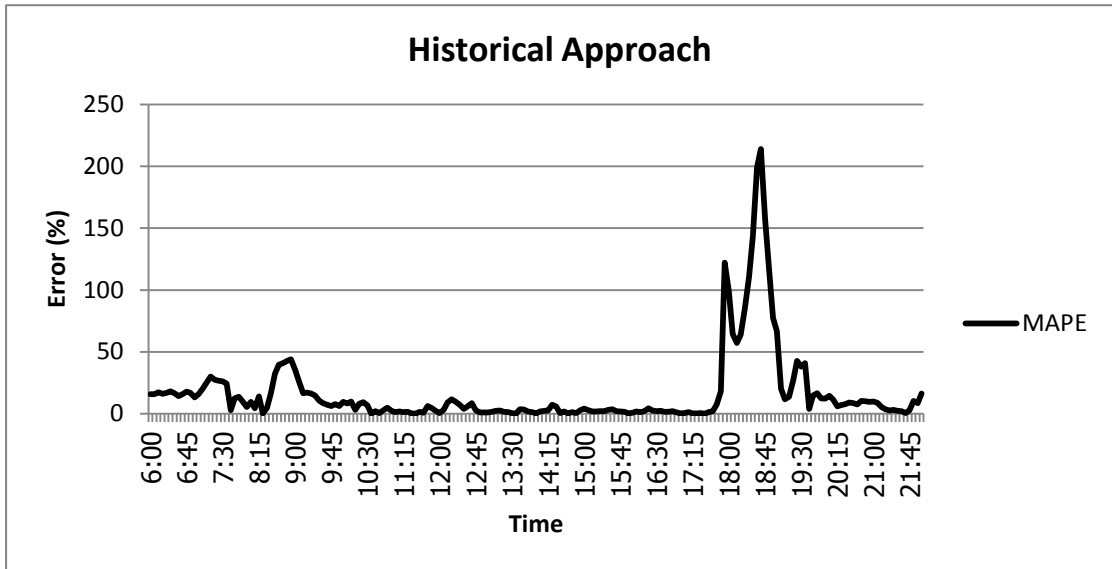
5.2 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จริง

ในสถานการณ์จริงซึ่งข้อมูลจากกล้อง CCTV ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 จะเปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายได้กับระยะเวลาเดินทางที่ประเมินได้ในวันดังกล่าวและระยะเวลาเดินทางจริง

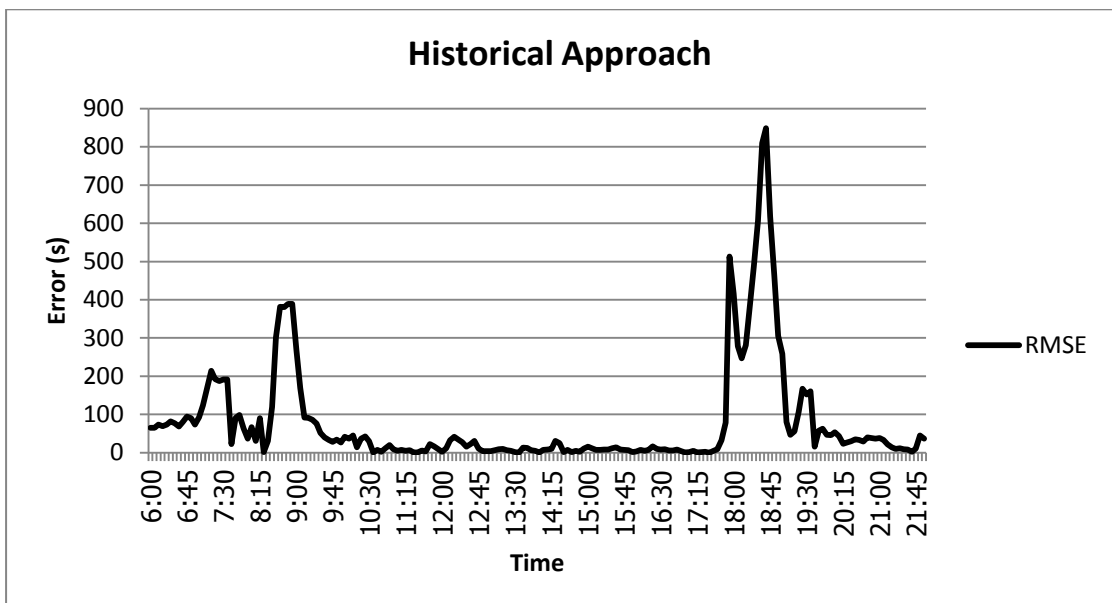


ภาพ 0.1 เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายจากข้อมูลในอดีตกับระยะเวลาเดินทางที่ประเมินได้ในวันดังกล่าวและระยะเวลาเดินทางจริง

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 โดยใช้ข้อมูลระยะเวลาเดินทางในอดีตพบว่ามีความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE 24.87% และ RMSE 118.44 ซึ่งและช่วงเวลามีที่ความผิดพลาดมากที่สุดอยู่ช่วงเวลา 18.00 น. – 19.00 น. ซึ่งมีค่าความผิดพลาด MAPE 214.02% และ RMSE 848.95 เนื่องจากว่าข้อมูลในอดีตที่นำมาใช้ (3 มิ.ย. 2553 – 8 มิ.ย. 2553) จะมีช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเวลาตั้งแต่ 18.00 น. – 19.00 น. จึงทำให้แบบจำลองทำนายระยะเวลาในการเดินทางในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 เป็นในช่วงเวลา 18.00 น – 19.00 น. เป็นช่วงเวลาเร่งด่วนเช่นกันซึ่งทำให้การทำนายผิดพลาดจากความเป็นจริง



ภาพ 0.2 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีต



ภาพ 0.3 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีต

จากค่าความผิดพลาดสามารถสรุปได้ดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 0-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางจากการ
ใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต

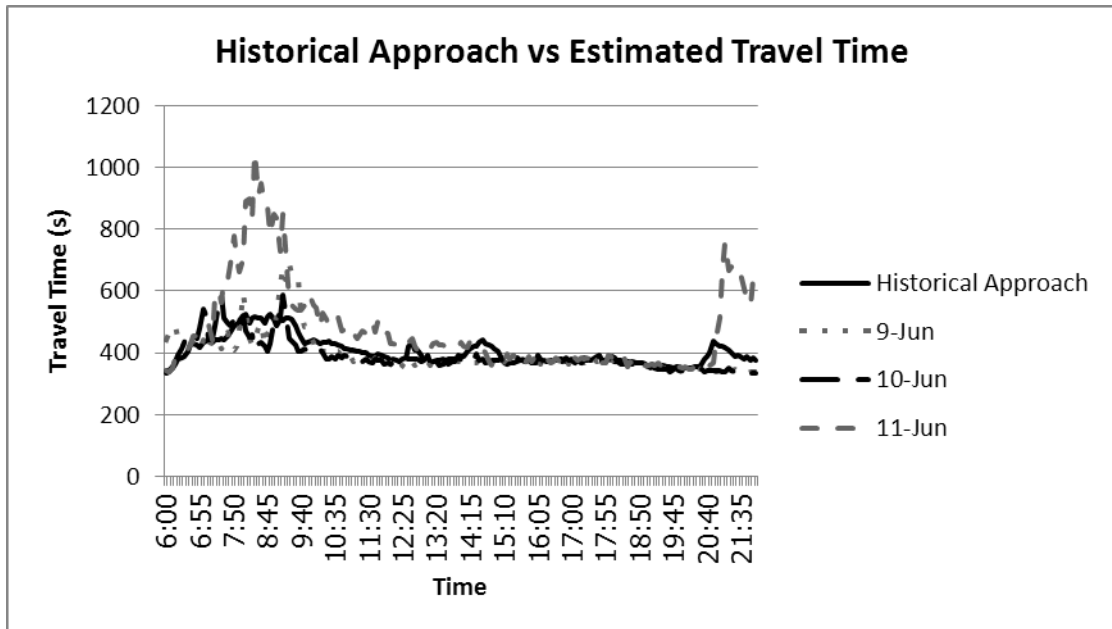
MAPE (%)	9 มิ.ย. 2553
ค่าเฉลี่ย	16.34
ค่าน้อยที่สุด	0.03
ค่ามากที่สุด	214.02
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	31.62

ตาราง 0-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางจากการ
ใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต

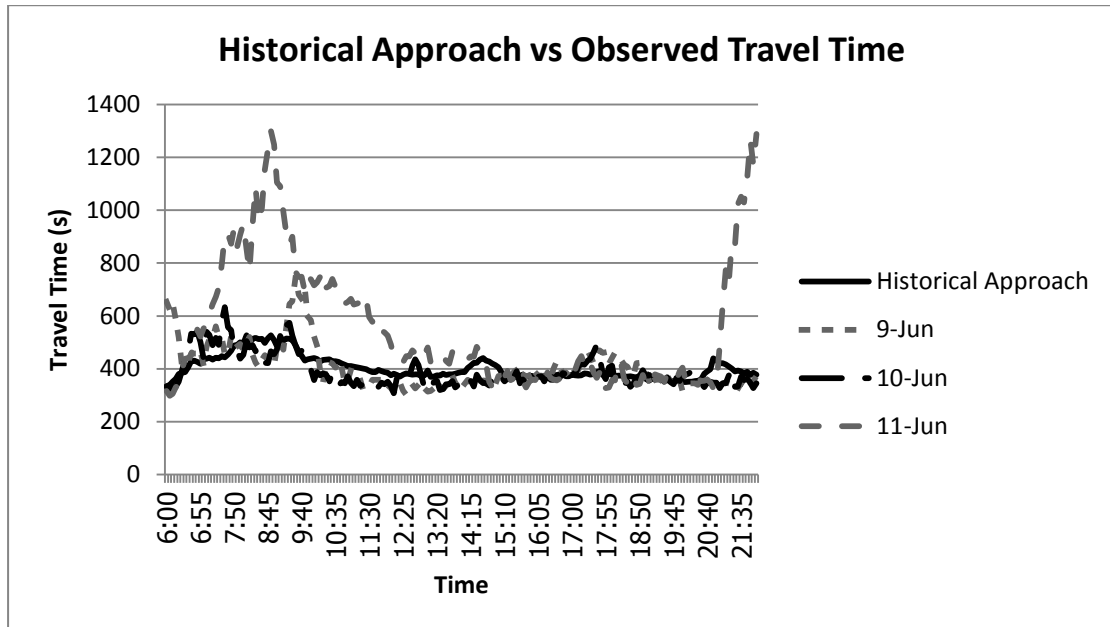
RMSE	9 มิ.ย. 2553
ค่าเฉลี่ย	78.38
ค่าน้อยที่สุด	0.12
ค่ามากที่สุด	848.95
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	139.43

5.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จำลอง

สถานการณ์จำลอง เป็นการทำนายโดยใช้ข้อมูลจากการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่ง
จะใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทางตั้งแต่วันที่ 9 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 โดยจะเปรียบเทียบกับ
ระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางจริงที่ได้จากการจำลองการจราจร (Simulation)



ภาพ 0.4 เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายจากข้อมูลในอดีตกับระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ประเมินได้ ในวันต่าง ๆ



ภาพ 0.5 เปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายจากข้อมูลในอดีตกับระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางจริง ในวันที่ต่าง ๆ

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จำลอง โดยใช้ข้อมูลระยะเวลาเดินทางในอดีต ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 – 10 มิ.ย. 2553 พบว่าในวันที่ 9 มิ.ย. 2553 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE 9.49% และ RMSE 55.20 และวันที่ 10 มิ.ย. 2553 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE 10.75% และ RMSE 79.49 แต่เมื่อนำการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าโดยใช้ข้อมูลในอดีต มาใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในวันที่ 11 มิ.ย. 2553 ซึ่งเป็นวันที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนมากที่สุด พบว่ามีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสูงถึง 16.15% และ RMSE 173.00

ตาราง 0-3 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางจากการใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง

MAPE (%)	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
----------	--------------	---------------	---------------

ค่าเฉลี่ย	9.49	10.75	16.15
ค่าน้อยสุด	0.08	0.08	0.03
ค่ามากที่สุด	48.38	70.31	89.78
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	11.14	14.20	21.38

ตาราง 0-4 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางจากการ
ใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง

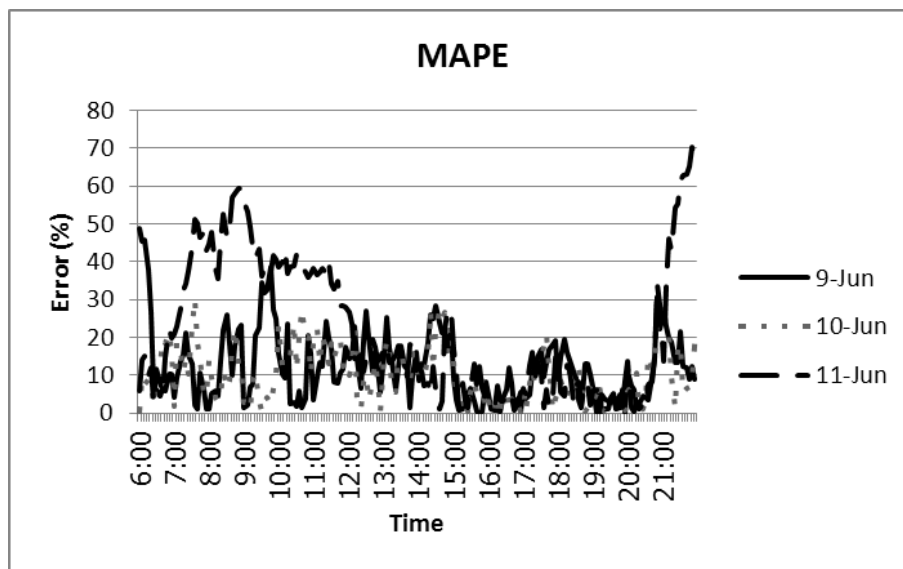
RMSE	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ค่าเฉลี่ย	55.20	79.49	173.00
ค่าน้อยสุด	0.39	0.31	0.12
ค่ามากที่สุด	466.43	1215.83	3250.41
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	89.59	189.61	455.22

5.4 สรุปผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลจากในอดีต

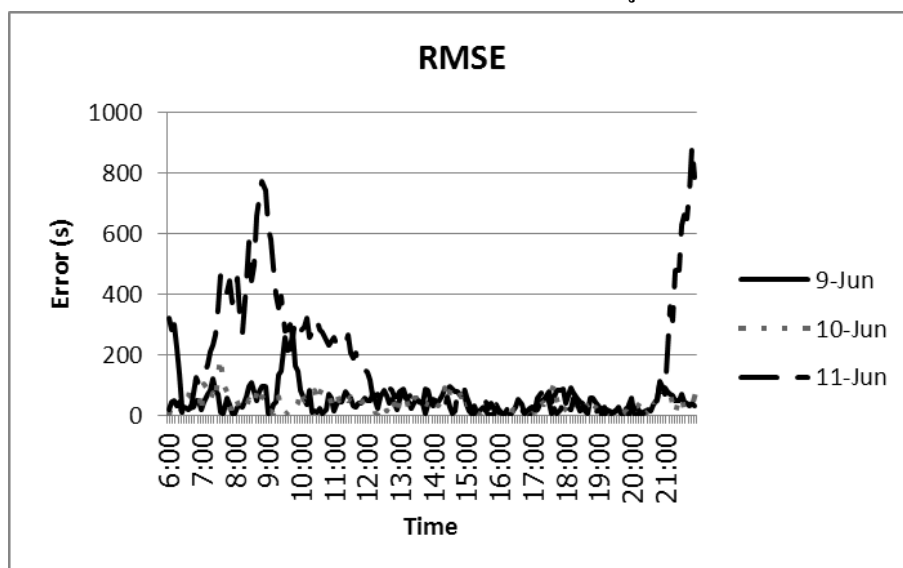
จากผลการหาค่าความผิดพลาดระหว่างระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายได้และระยะเวลาที่ประเมินได้ พบว่าข้อดีของการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีตนั้นคือการทำนายนั้นสามารถสะท้อนให้เห็นถึงระยะเวลาในการเดินทางที่เกิดขึ้นจริงเป็นประจำของถนนเส้นนั้น ๆ ได้ ซึ่งจากการทดลอง ในสถานการณ์จริงและสถานการณ์จำลองนั้น การทำนายจะมีประสิทธิภาพในช่วงเวลาที่การจราจรเป็นไปอย่างราบรื่น (Free flow) แต่อย่างไรก็ตามนั้นในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีตนั้นมีข้อเสียคือการที่ไม่สามารถนำข้อมูลการจราจรใน ขณะที่ทำนาย (Real time) มาช่วยในการทำนายได้ ซึ่งทำให้หากนำไปใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่การจราจรมีความผันผวนหรือแตกต่างจากการจราจรในช่วงเวลาปกติที่เคยเป็น ก็จะทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายนั้นแยกลง

5.5 เปรียบเทียบผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางกับระยะเวลาในการเดินทางจริง

เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางจริงพบว่าการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในวันที่ 10 มิ.ย. มีความแม่นยำที่สุดคือมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE 10.49% และ RMSE 40.31 ตามด้วย การทำนายในวันที่ 9 มิ.ย. และ 11 มิ.ย. ตามลำดับ



ภาพ 0.6 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตในสถานการณ์จำลอง



ภาพ 0.7 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตในสถานการณ์จำลอง

ตาราง 0-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางจากการ
ใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง

MAPE (%)	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ค่าเฉลี่ย	12.19	10.34	22.08
ค่าน้อยสุด	0.06	0.09	0.11
ค่ามากที่สุด	48.89	29.90	70.22
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	9.53	7.43	18.36

ตาราง 0-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางจากการ
ใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในอดีต ในสถานการณ์จำลอง

RMSE	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ค่าเฉลี่ย	52.64	40.31	162.59
ค่าน้อยสุด	0.21	0.36	0.40
ค่ามากที่สุด	319.71	189.31	889.03
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	54.35	30.64	196.52

บทที่ 6

แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

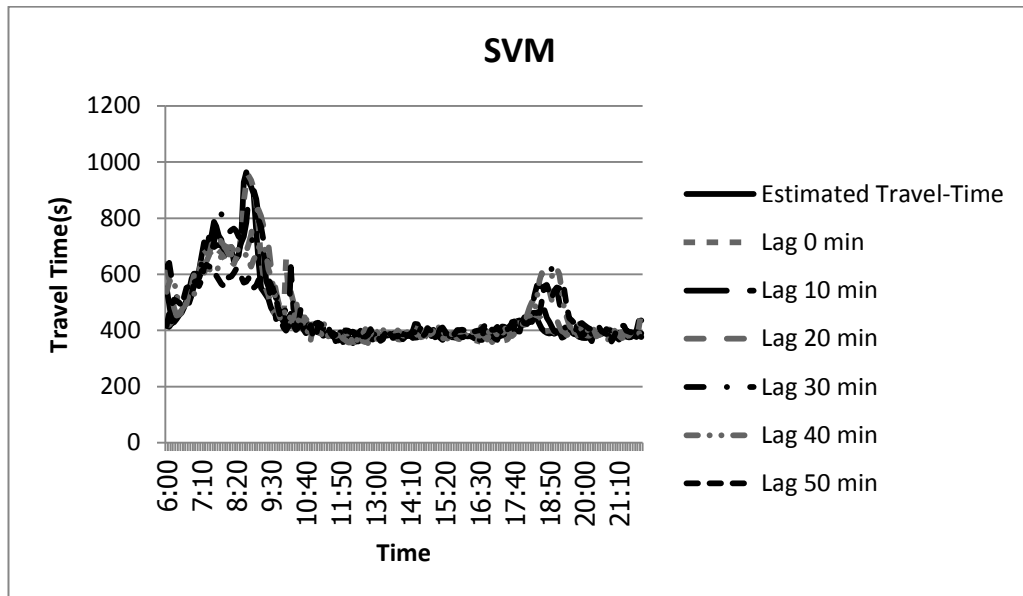
6.1 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น จะนำมาใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า 0, 10, 20, 30, 40 และ 50 นาที ในสถานการณ์จริง และสถานการณ์จำลอง โดยจะตั้งค่าพารามิเตอร์เอฟซิลอน = 0.01 และใช้เคอร์เนลแบบฟังก์ชันวงกลมพื้นฐาน (Radial Basis Function) ในการพัฒนาแบบจำลองที่จะใช้ในหลายๆ การทำนาย

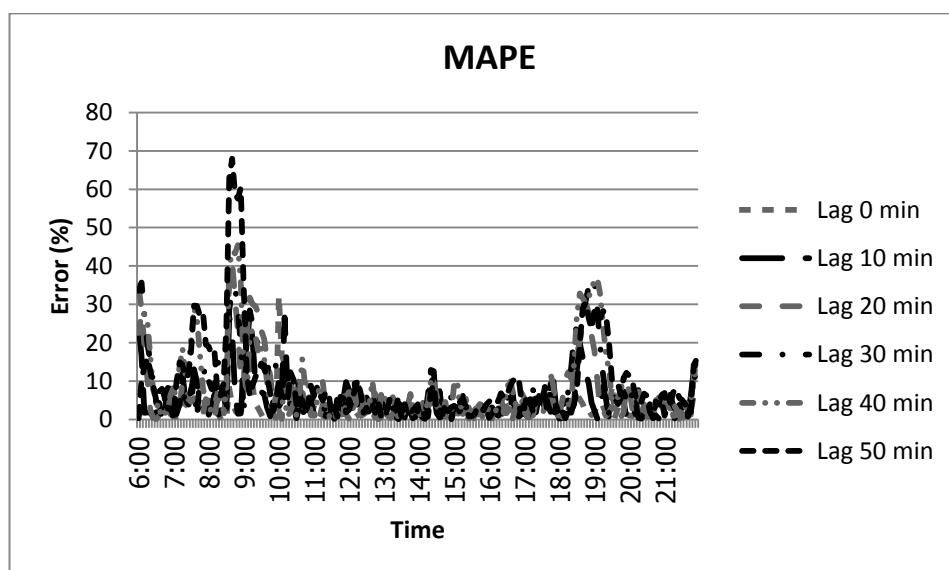
6.2 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จริง

ในขั้นตอนของการเรียนรู้ของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในสถานการณ์จริงนั้นจะใช้ข้อมูลการจราจรที่บันทึกจากกล้อง CCTV และทดสอบประสิทธิภาพจากระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ประเมินได้จากกล้อง CCTV และระยะเวลาในการเดินทางจริงจากกล้อง DVR ซึ่งการทำนายระยะเวลาในการเดินทางเป็นดังนี้

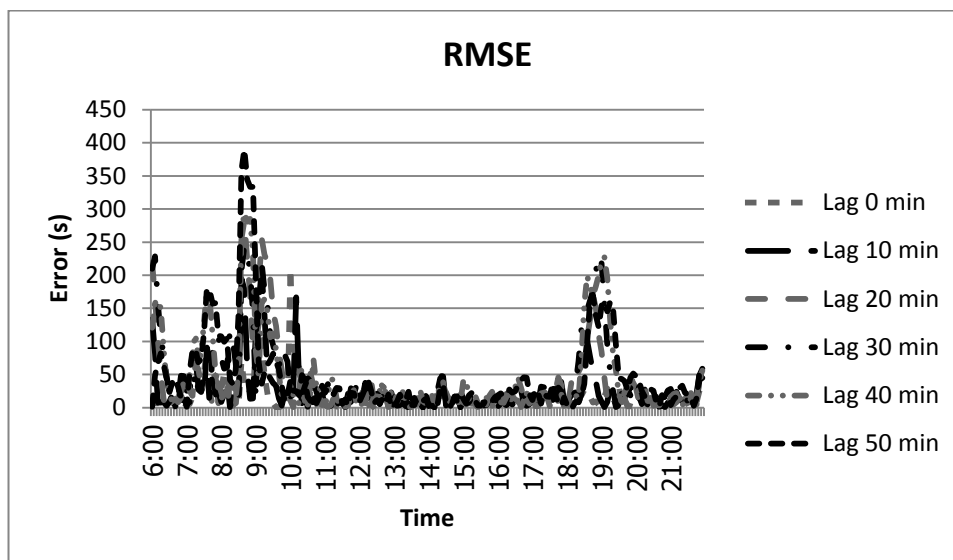
6.2.1 เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.1 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง



ภาพ 0.2 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง



ภาพ 0.3 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง

ตาราง 0-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	3.16	4.90	6.42	7.27	8.56	9.21
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.01	0.06	0.10	0.07	0.18
ค่ามากที่สุด	32.26	27.13	41.35	36.90	45.43	68.00
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	3.77	5.18	8.11	8.79	9.85	11.31

ตาราง 0-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	15.94	24.72	34.92	40.76	45.86	46.63
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.05	0.28	0.37	0.26	0.70
ค่ามากที่สุด	209.74	205.23	282.05	243.79	294.06	390.22
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	24.27	34.16	54.51	57.84	62.58	65.68

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ย สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ $MAPE = 3.1\%$, $RMSE = 15.94$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ $MAPE = 4.90$, $RMSE = 24.72$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ $MAPE = 6.42$, $RMSE = 34.92$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ $MAPE = 7.27$, $RMSE = 40.76$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ $MAPE = 8.56$, $RMSE = 45.86$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ $MAPE = 9.21$, $RMSE = 46.63$ นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากตาราง

ตาราง 0-3 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ต
 เวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	1.47	6.08	9.26	13.33	12.26	7.81
7.00 - 7.55	5.25	6.23	4.99	6.41	14.84	17.78
8.00 - 8.55	3.54	6.45	13.83	17.45	19.96	33.93
9.00 - 9.55	5.18	10.29	19.27	16.85	13.43	11.45
10.00 - 10.55	8.50	6.18	5.63	4.19	5.43	6.24
11.00 - 11.55	2.01	2.85	2.63	3.73	3.83	4.78
12.00 - 12.55	2.41	5.42	3.69	2.86	4.00	4.05
13.00 - 13.55	1.59	1.56	1.93	1.54	3.15	2.78
14.00 - 14.55	2.85	4.47	4.23	3.21	3.68	2.99
15.00 - 15.55	1.60	2.59	2.53	2.26	3.87	2.91
16.00 - 16.55	2.10	2.19	2.59	3.65	5.22	6.87
17.00 - 17.55	3.69	4.90	4.41	4.43	4.05	4.04
18.00 - 18.55	2.90	8.33	16.24	18.91	17.90	12.29
19.00 - 19.55	2.46	4.21	5.16	5.52	6.17	5.30
20.00 - 20.55	1.34	2.15	2.57	3.09	4.05	5.37
21.00 - 21.55	3.10	5.28	4.28	3.90	4.50	6.02

ตาราง 0-4 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ต
 เวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา

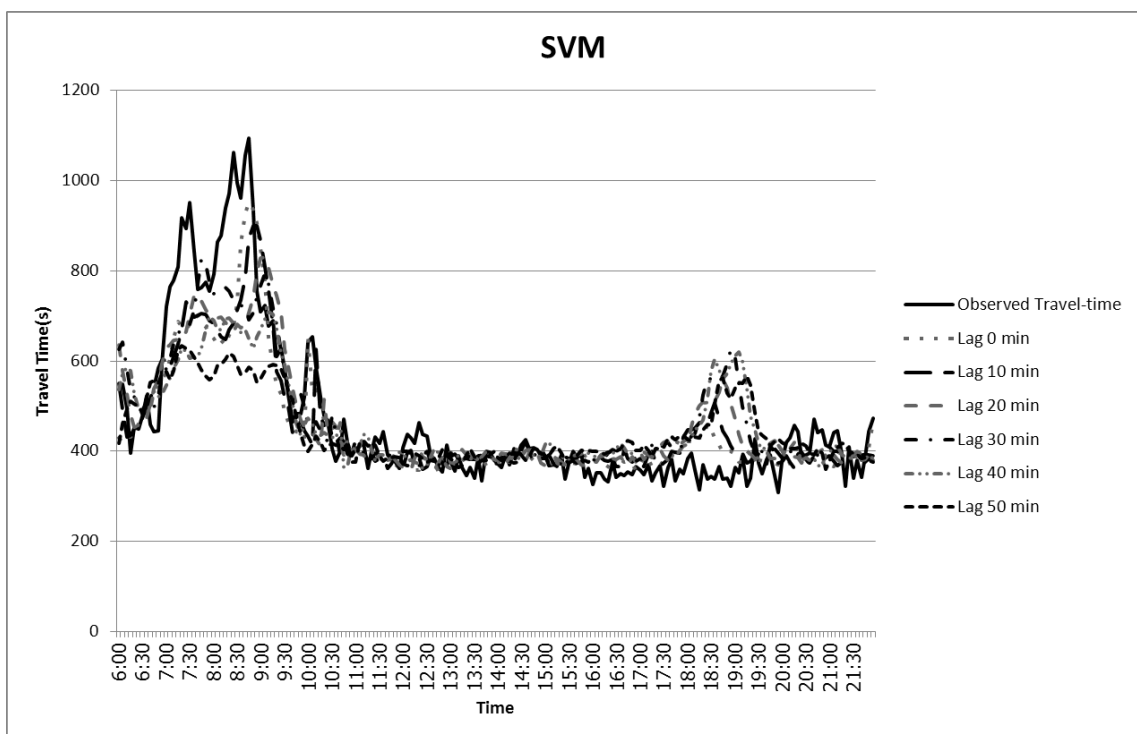
ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	7.04	32.33	52.95	77.21	67.78	39.75
7.00 - 7.55	35.83	41.57	33.47	47.10	90.73	105.40
8.00 - 8.55	26.84	48.56	97.01	126.69	131.00	195.69
9.00 - 9.55	35.60	70.05	134.64	107.81	84.39	63.23
10.00 - 10.55	46.06	30.96	25.30	18.36	23.17	25.38
11.00 - 11.55	7.77	10.65	10.07	15.17	15.77	19.26
12.00 - 12.55	9.15	20.57	13.95	10.78	15.30	15.88
13.00 - 13.55	6.04	5.97	7.40	6.01	12.16	10.65
14.00 - 14.55	11.08	17.13	16.17	12.46	14.30	11.73
15.00 - 15.55	6.05	9.76	9.47	8.58	15.42	11.58
16.00 - 16.55	7.76	8.49	10.03	14.36	20.96	27.99
17.00 - 17.55	14.15	18.95	17.36	18.12	16.76	16.78
18.00 - 18.55	12.48	38.88	84.37	107.73	102.02	64.59
19.00 - 19.55	9.55	17.01	22.90	26.95	29.44	23.67
20.00 - 20.55	5.06	8.11	10.15	12.20	15.98	21.81
21.00 - 21.55	12.46	20.11	16.50	15.36	17.61	23.65

จาก ตาราง 0-5 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวน
 คือช่วงเวลา 8.00 – 8.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงเวลานี้และการ
 ทำนายในเวลาถัดจากเวลาในช่วงเวลานี้คือ 9.00 – 9.55 น. ทำให้ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนาย
 ผิดพลาดมากดังนี้เมื่อทำนายล่วงหน้า 10 นาทีช่วงเวลา 9.00 – 9.55 น. มีค่าความผิดพลาด

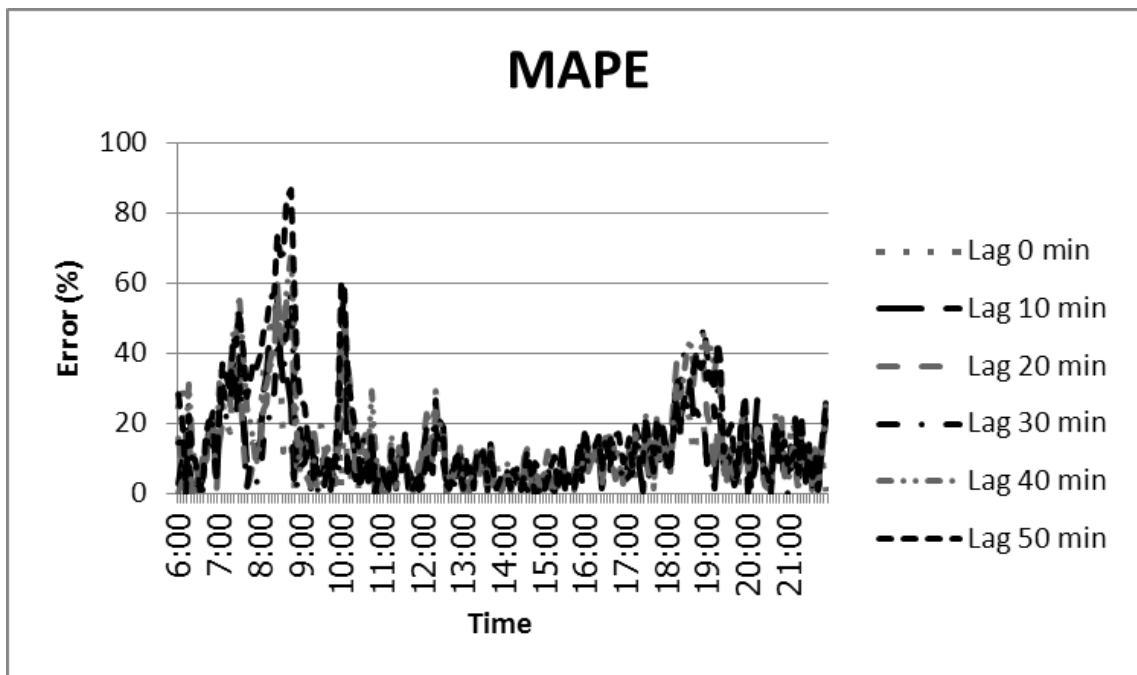
10.29% หรือ 70.05 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 19.27% หรือ 134.64 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 17.45% หรือ 126.69 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 19.96% หรือ 131.00 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที มีค่าความผิดพลาด 39.93% หรือ 195.69 วินาที

6.2.2 เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดจริง (Observed Travel Time)

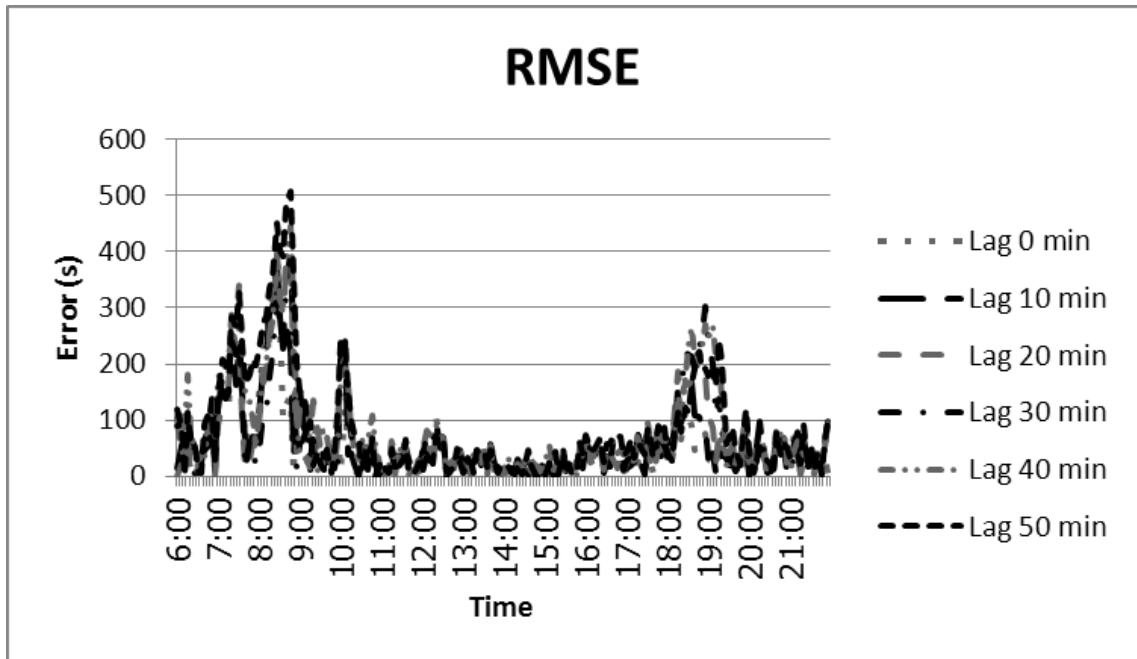
ในการเปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดจริงนั้นเพื่อที่จะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการทำนายเมื่อนำไปใช้ในจริง



ภาพ 0.4 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จริง



ภาพ 0.5 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จริง



ภาพ 0.6 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์แมชชีนในสถานการณ์จริง

ตาราง 0-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้ในสถานการณ์จริง

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	11.05	11.67	12.86	12.81	15.08	16.94
ค่าน้อยที่สุด	0.01	0.06	0.04	0.02	0.01	0.13
ค่ามากที่สุด	57.32	58.23	59.69	58.05	68.45	86.79
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	9.81	10.69	11.99	11.78	13.94	16.78

ตาราง 0-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่วัดได้ในสถานการณ์จริง

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	54.69	58.43	65.82	66.42	77.54	84.41
ค่าน้อยที่สุด	0.02	0.24	0.25	0.07	0.05	0.55
ค่ามากที่สุด	386.94	378.50	396.95	401.83	444.56	508.33
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	62.22	66.72	75.72	75.03	87.92	98.08

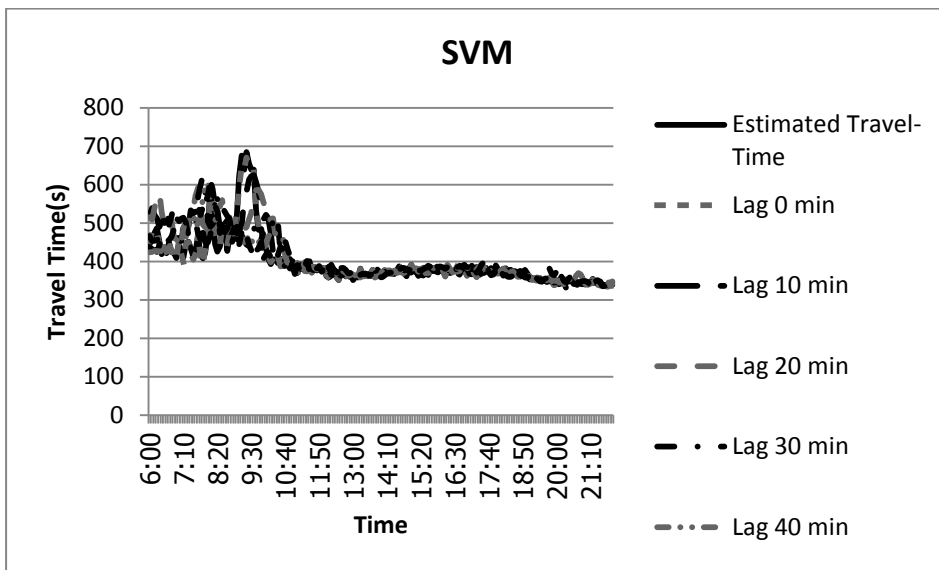
จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 7.00 น – 9.00 น. และ ช่วงค่ำ 18.00 น. – 19.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 57.32% , RMSE = 386.94 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 58.23, RMSE = 378.50 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 59.69, RMSE = 369.95 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 58.05, RMSE = 401.83 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 68.45, RMSE = 444.56 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 86.79, RMSE = 508.33

6.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จำลอง

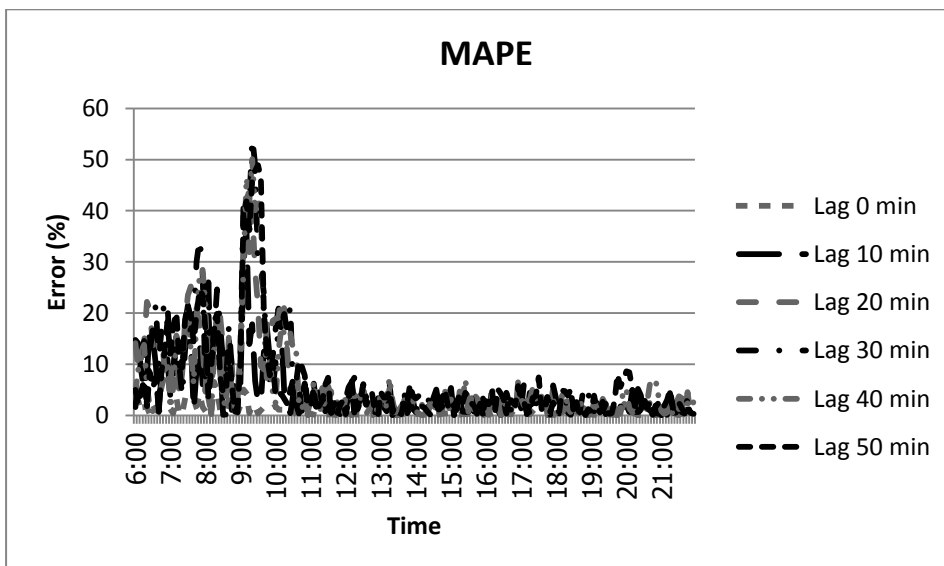
ในสถานการณ์จำลอง นั้นจะเป็นการทำนายโดยใช้ข้อมูลจากการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่งจะใช้เวลาในการเดินทางตั้งแต่วันที่ 9 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 โดยจะเปรียบเทียบกับระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ประเมินได้และระยะเวลาในการเดินทางจริงที่ได้จากการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่งจะได้ผลการทำนายดังรูป

6.3.1 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

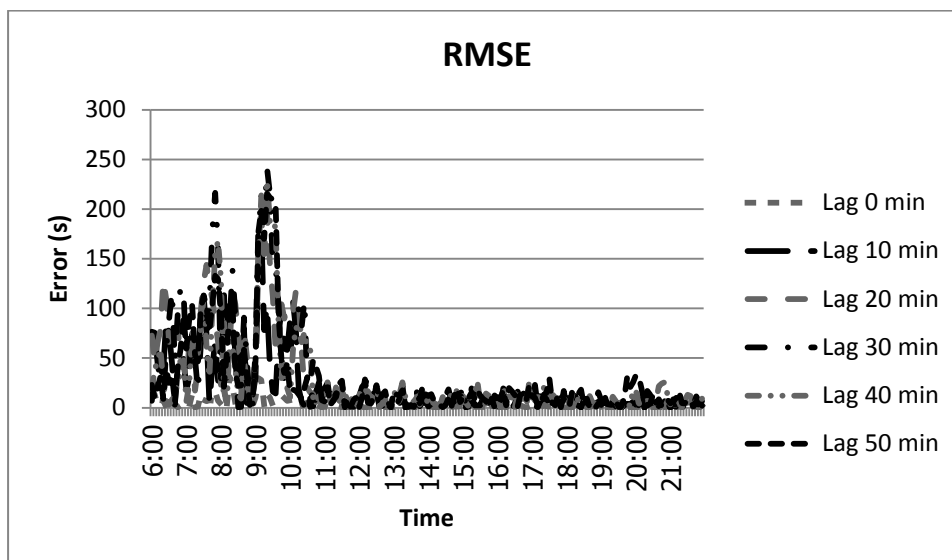
ก) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.7 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.



ภาพ 0.8 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 9 มิ.ย.



ภาพ 0.9 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 9 มิ.ย.

ตาราง 0-7 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	0.61	4.51	5.95	6.44	5.66	6.08
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.01	0.02	0.00	0.02	0.02
ค่ามากที่สุด	6.53	36.22	40.18	54.36	50.14	48.93
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	1.00	5.91	7.86	9.56	8.66	8.97

ตาราง 0-8 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	2.77	20.92	28.61	30.15	25.48	27.31
ค่าน้อยที่สุด	0.01	0.03	0.07	0.00	0.08	0.06
ค่ามากที่สุด	31.06	179.73	196.38	241.28	228.79	215.83
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	5.05	30.64	41.21	47.77	41.94	42.68

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลา 9.00 น - 10.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 6.53% , RMSE = 31.06 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 36.22%, RMSE = 179.73 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 40.18, RMSE = 196.38 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 54.36, RMSE = 241.28 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 50.14, RMSE = 228.79 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 48.93, RMSE = 215.83 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากตาราง

ตาราง 0-9 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ต
 เวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย.
 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	1.18	10.10	14.08	13.29	6.27	6.86
7.00 - 7.55	1.77	10.62	15.45	16.68	14.68	17.56
8.00 - 8.55	2.07	9.41	10.73	11.46	6.95	8.71
9.00 - 9.55	1.92	13.91	23.34	28.99	28.32	30.66
10.00 - 10.55	0.70	6.55	9.65	9.86	9.22	5.49
11.00 - 11.55	0.18	2.62	2.72	2.44	2.22	2.80
12.00 - 12.55	0.17	2.44	2.16	3.35	2.82	2.72
13.00 - 13.55	0.14	1.92	1.98	2.00	3.07	2.82
14.00 - 14.55	0.21	2.22	2.05	2.06	1.86	2.05
15.00 - 15.55	0.14	1.71	2.31	2.96	2.24	2.30
16.00 - 16.55	0.26	2.60	1.64	2.08	2.65	3.12
17.00 - 17.55	0.27	2.60	2.96	1.63	2.67	2.51
18.00 - 18.55	0.25	1.08	1.33	2.31	1.76	2.10
19.00 - 19.55	0.20	2.02	2.05	2.33	2.37	2.44
20.00 - 20.55	0.14	1.84	1.71	1.32	3.05	3.12
21.00 - 21.55	0.21	1.29	1.85	1.46	1.34	1.73

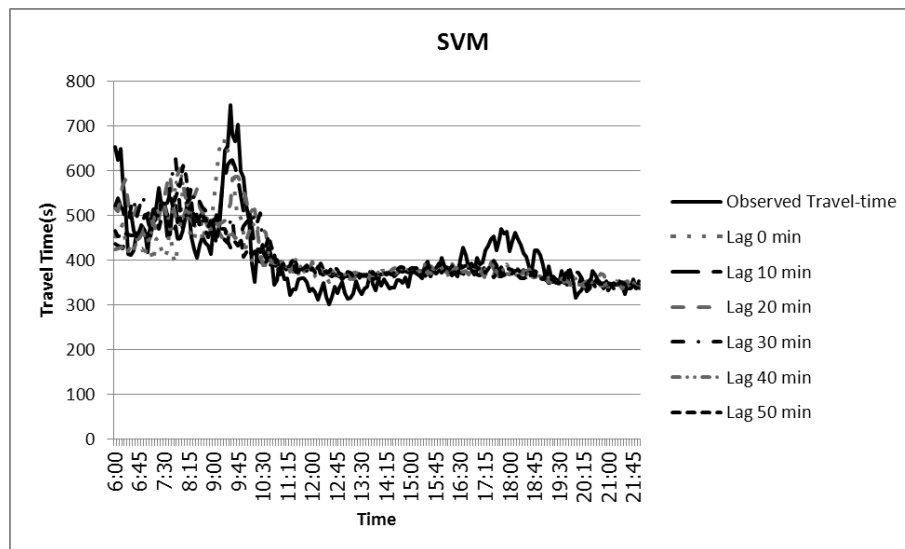
ตาราง 0-10 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ต
 เวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย.
 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	5.34	50.34	73.37	66.70	27.39	32.36
7.00 - 7.55	7.35	52.48	81.24	91.51	77.45	92.43
8.00 - 8.55	9.94	47.09	55.87	60.19	36.25	46.27
9.00 - 9.55	11.23	74.66	118.87	131.94	129.78	137.86
10.00 - 10.55	2.86	31.01	46.96	47.45	42.99	23.44
11.00 - 11.55	0.70	10.04	10.47	9.31	8.68	10.76
12.00 - 12.55	0.64	9.05	8.09	12.61	10.59	10.30
13.00 - 13.55	0.51	6.96	7.23	7.29	11.18	10.29
14.00 - 14.55	0.78	8.22	7.68	7.72	7.02	7.65
15.00 - 15.55	0.51	6.38	8.70	11.20	8.58	8.81
16.00 - 16.55	0.98	9.84	6.26	7.94	10.18	12.06
17.00 - 17.55	1.00	9.70	11.07	6.07	10.17	9.65
18.00 - 18.55	0.94	4.02	4.94	8.57	6.45	7.61
19.00 - 19.55	0.74	7.50	7.68	8.72	8.91	9.20
20.00 - 20.55	0.48	6.33	5.95	4.55	10.99	11.35
21.00 - 21.55	0.70	4.44	6.43	5.00	4.61	5.91

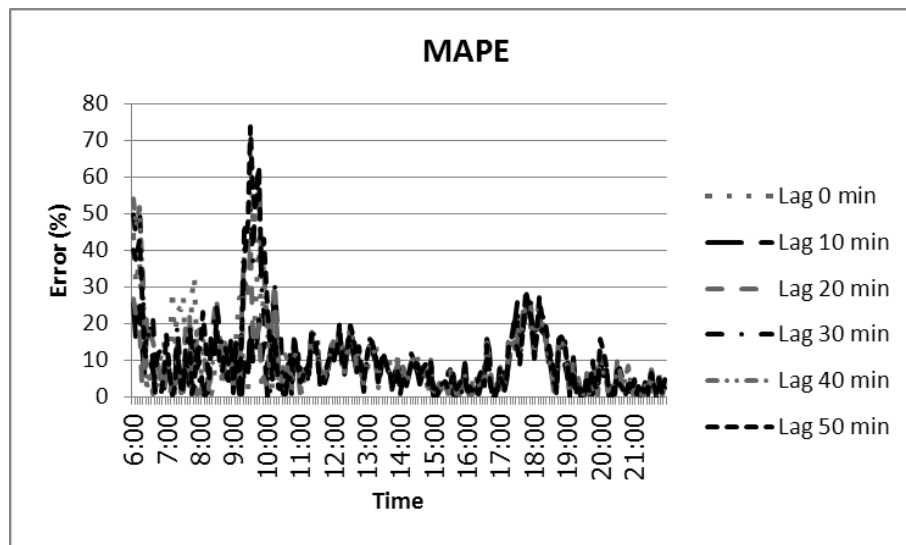
จาก ตาราง 0-6 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวน
 คือช่วงเวลา 9.00 – 9.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงเวลานี้ ทำให้
 ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนายผิดพลาดมากดังนี้ เมื่อทำนายล่วงหน้า 10 นาที มีค่าความ
 ผิดพลาด 13.91% หรือ 74.66 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 23.34% หรือ
 118.87 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 28.99% หรือ 131.94 วินาที เมื่อ

ทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 28.32% หรือ 129.78 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที มีค่าความผิดพลาด 30.66% หรือ 137.86 วินาที

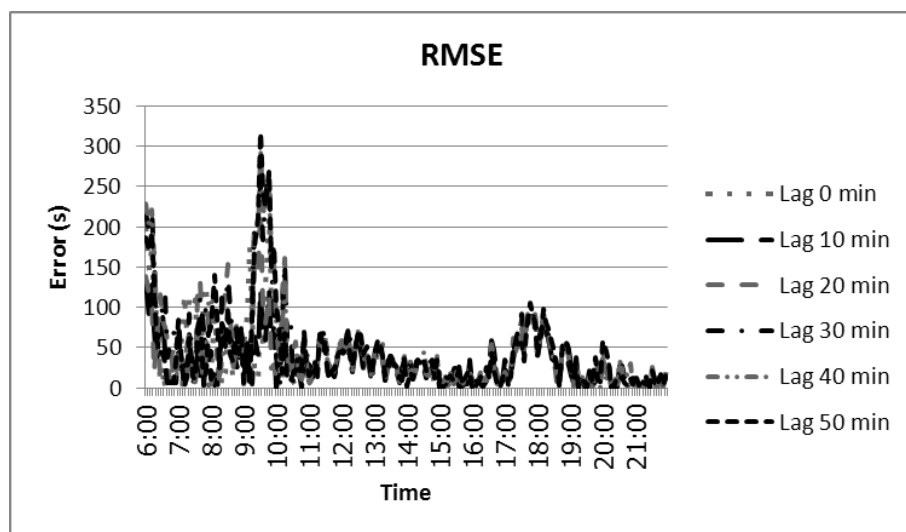
ข) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.10 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.11 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.12 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-11 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 9 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	9.36	7.92	8.81	10.72	10.26	10.44
ค่าน้อยที่สุด	0.02	0.10	0.01	0.01	0.02	0.09
ค่ามากที่สุด	43.26	25.68	41.71	62.31	66.09	73.89
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	8.37	6.26	7.62	11.31	11.36	11.50

ตาราง 0-12 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 9 มิ.ย. 2553

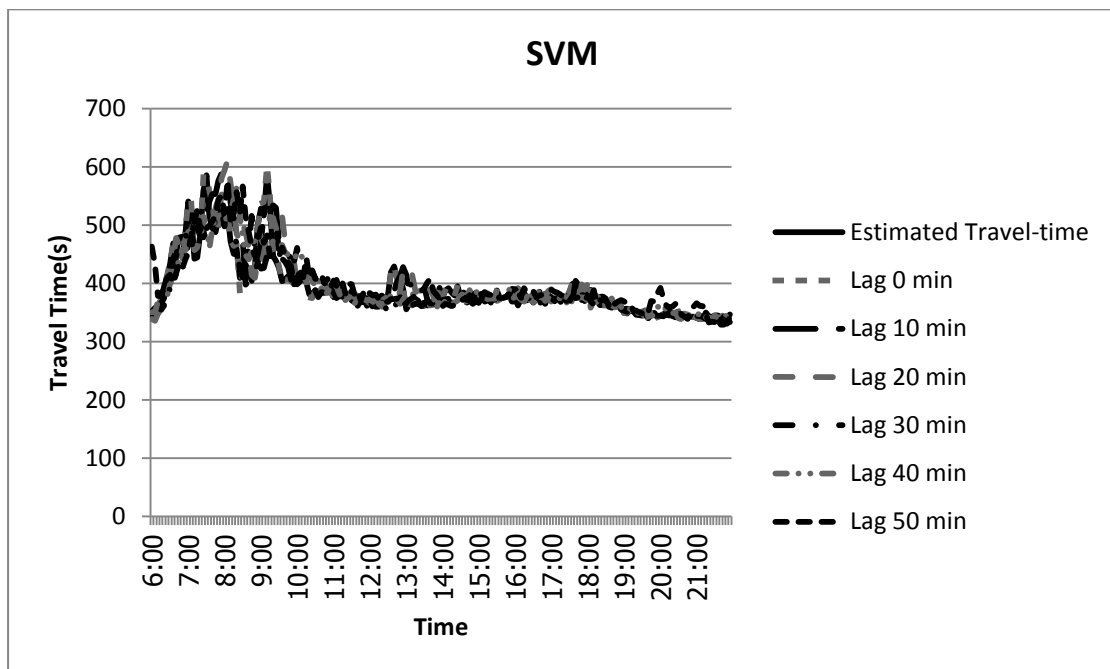
RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	38.96	32.92	37.89	45.76	42.64	43.56
ค่าน้อยที่สุด	0.08	0.34	0.04	0.03	0.05	0.36
ค่ามากที่สุด	212.30	128.34	219.54	269.90	296.80	316.93
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	38.55	28.03	37.37	51.49	50.43	50.75

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน พบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 9.00 น – 10.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 43.26% , RMSE = 212.30 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาที

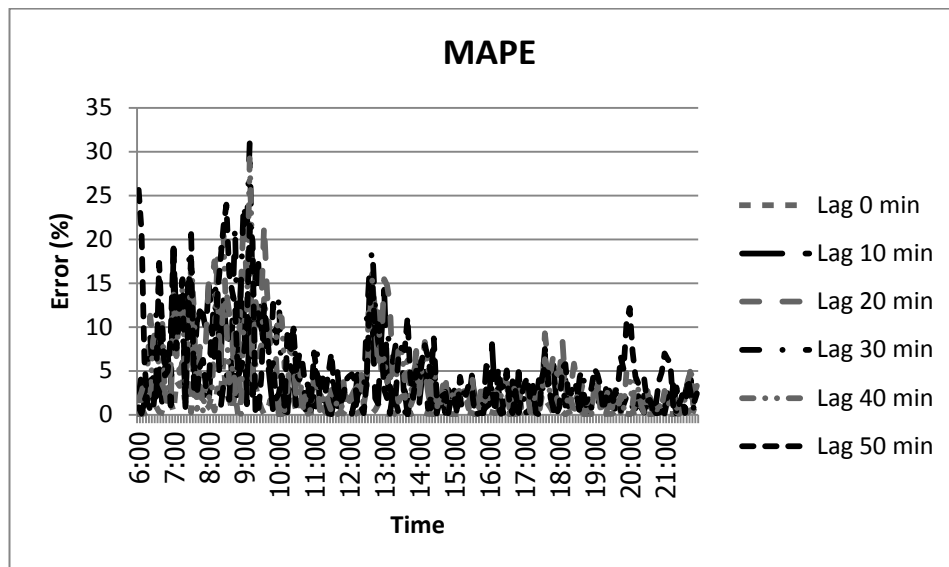
คือ MAPE = 25.68%, RMSE = 128.34 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 41.71, RMSE = 219.54 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 58.05, RMSE = 401.83 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 68.45, RMSE = 444.56 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 86.79, RMSE = 508.33

6.3.2 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553

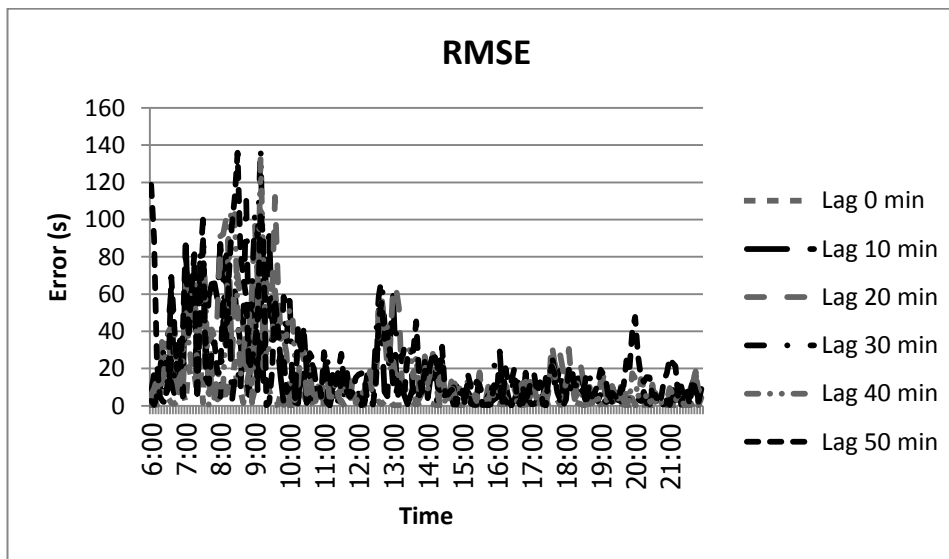
ก) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.13 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.



ภาพ 0.14 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 10 มิ.ย.



ภาพ 0.15 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 10 มิ.ย.

ตาราง 0-13 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	0.63	3.54	4.39	4.47	4.36	5.12
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.01	0.00	0.09	0.06	0.01
ค่ามากที่สุด	7.92	18.97	22.76	31.13	29.44	23.98
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	1.17	4.15	4.73	5.09	4.49	5.00

ตาราง 0-14 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	2.88	15.64	19.02	18.83	18.56	21.87
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.03	0.00	0.35	0.23	0.05
ค่ามากที่สุด	44.20	91.20	112.11	139.32	133.46	135.86
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	6.01	20.88	23.09	23.21	21.60	24.40

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลา 9 .00 น – 10.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE =

7.92% , RMSE = 44.20 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 18.97%, RMSE = 91.20 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 22.76, RMSE = 112.11 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 31.13, RMSE = 139.32 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 29.44, RMSE = 133.46 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 23.98, RMSE = 135.86 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากราย

ตาราง 0-15 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	0.42	2.89	4.33	5.74	5.29	8.82
7.00 - 7.55	3.03	11.27	6.76	8.21	8.13	8.74
8.00 - 8.55	1.81	9.31	11.51	8.20	9.22	12.37
9.00 - 9.55	1.75	7.64	13.20	13.63	11.35	8.12
10.00 - 10.55	0.63	1.66	2.80	5.45	5.41	4.99
11.00 - 11.55	0.38	1.63	2.37	2.87	1.91	3.77
12.00 - 12.55	0.39	4.61	6.39	6.93	5.72	6.13
13.00 - 13.55	0.14	3.19	5.46	5.36	5.00	4.65
14.00 - 14.55	0.10	2.04	2.72	2.94	3.48	4.06
15.00 - 15.55	0.13	1.58	1.83	1.38	1.84	1.77
16.00 - 16.55	0.18	2.28	2.19	2.01	2.23	2.37
17.00 - 17.55	0.50	2.62	3.57	2.24	2.36	2.52
18.00 - 18.55	0.15	2.07	3.18	2.47	1.77	2.57
19.00 - 19.55	0.23	2.61	3.50	3.27	3.09	3.40

20.00 - 20.55	0.13	0.92	0.96	1.03	1.71	4.10
21.00 - 21.55	0.22	1.85	1.35	1.58	2.12	3.09

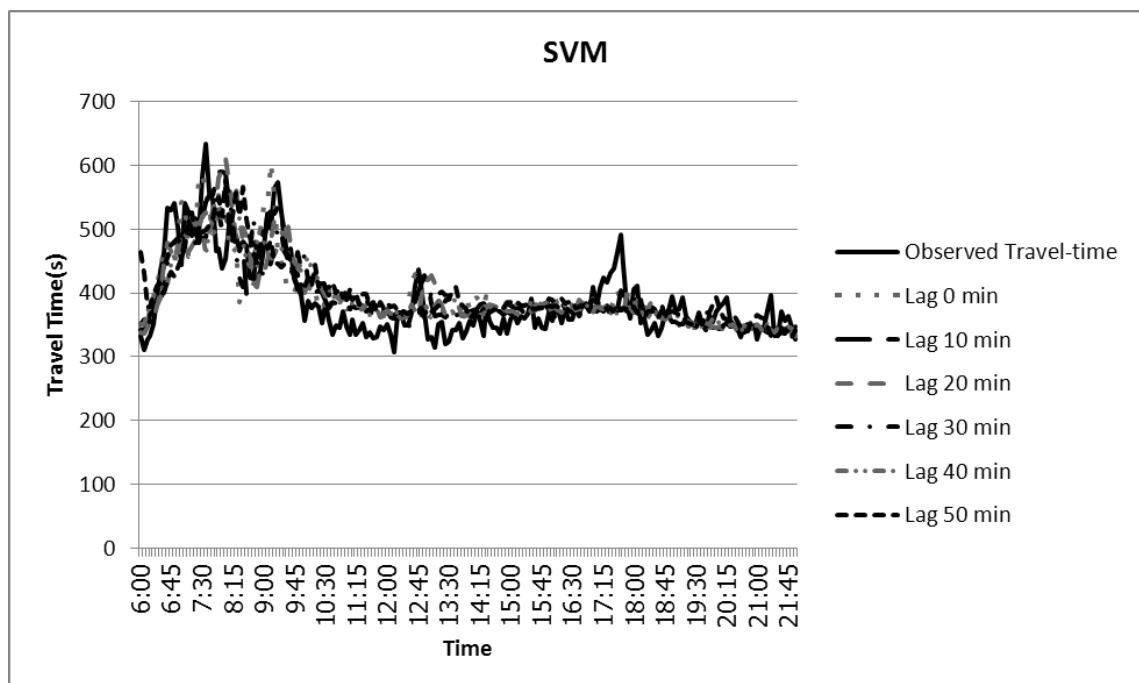
ตาราง 0-16 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	1.86	12.49	17.00	23.15	21.44	37.77
7.00 - 7.55	15.94	58.09	34.62	40.02	40.54	43.63
8.00 - 8.55	7.92	46.15	59.63	40.60	47.05	64.69
9.00 - 9.55	8.75	37.76	62.65	61.58	52.09	37.35
10.00 - 10.55	2.41	6.64	11.32	23.16	23.13	20.83
11.00 - 11.55	1.41	6.06	9.01	11.11	7.35	14.82
12.00 - 12.55	1.55	17.62	23.89	25.08	21.22	22.86
13.00 - 13.55	0.53	12.32	22.08	20.96	19.09	18.11
14.00 - 14.55	0.40	7.62	10.20	10.87	12.84	14.85
15.00 - 15.55	0.48	5.91	6.88	5.25	7.01	6.77
16.00 - 16.55	0.68	8.42	8.29	7.71	8.52	9.10
17.00 - 17.55	1.91	9.98	13.41	8.34	8.93	9.55
18.00 - 18.55	0.56	7.72	11.93	9.27	6.51	9.46
19.00 - 19.55	0.87	9.86	13.36	12.25	11.62	12.83
20.00 - 20.55	0.45	3.17	3.32	3.55	6.03	15.15
21.00 - 21.55	0.73	6.32	4.64	5.40	7.31	10.86

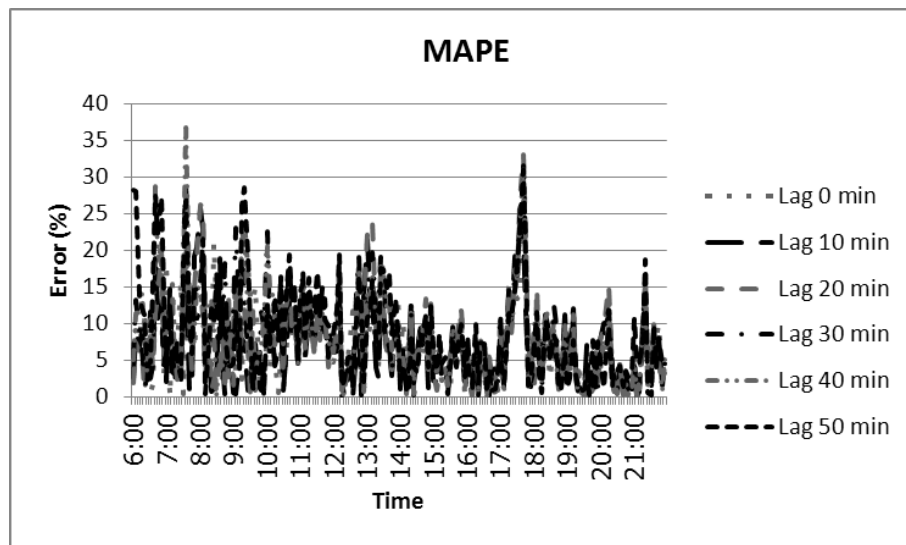
จาก ตาราง 0-7 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนคือช่วงเวลา 7.00 – 7.55 น. และ 9.00 – 9.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางใน

ช่วงเวลานี้ ทำให้ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนายผิดพลาดมากดังนี้ เมื่อทำนายล่วงหน้า 10 นาที มีค่าความผิดพลาด 11.27% หรือ 58.09 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 13.20% หรือ 62.65 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 13.63% หรือ 61.58 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 11.35% หรือ 52.09 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที มีค่าความผิดพลาด 12.37% หรือ 64.69 วินาที

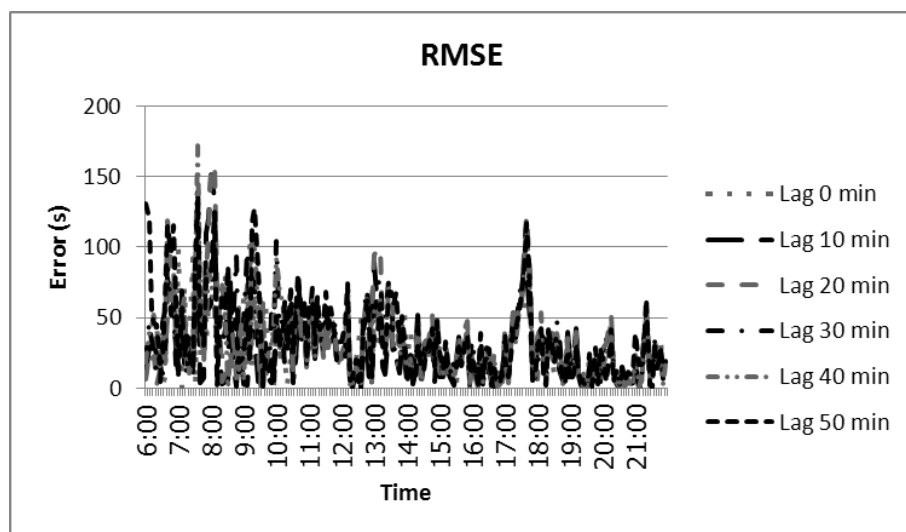
ข) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.16 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลองใน วันที่ 10 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.17 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.18 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-17 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	7.12	6.59	7.66	8.14	7.93	8.65
ค่าน้อยที่สุด	0.09	0.07	0.04	0.09	0.04	0.22
ค่ามากที่สุด	26.77	25.66	33.07	31.60	37.44	31.01
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	5.09	5.31	6.05	6.03	6.11	6.66

ตาราง 0-18 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553

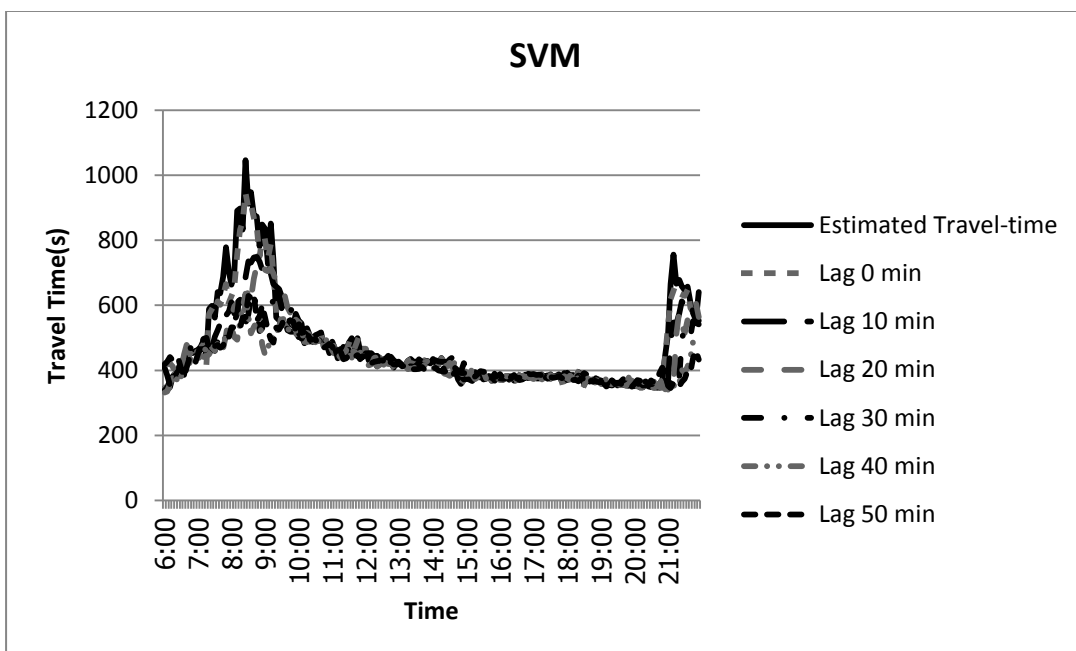
RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	28.65	26.64	31.40	33.00	32.25	35.57
ค่าน้อยที่สุด	0.32	0.25	0.12	0.32	0.15	0.72
ค่ามากที่สุด	111.31	151.30	158.50	145.01	172.41	133.64
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	22.65	24.60	27.53	26.16	26.38	29.44

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน พบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 7.00 น – 09.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 26.77% , RMSE = 111.31 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาที

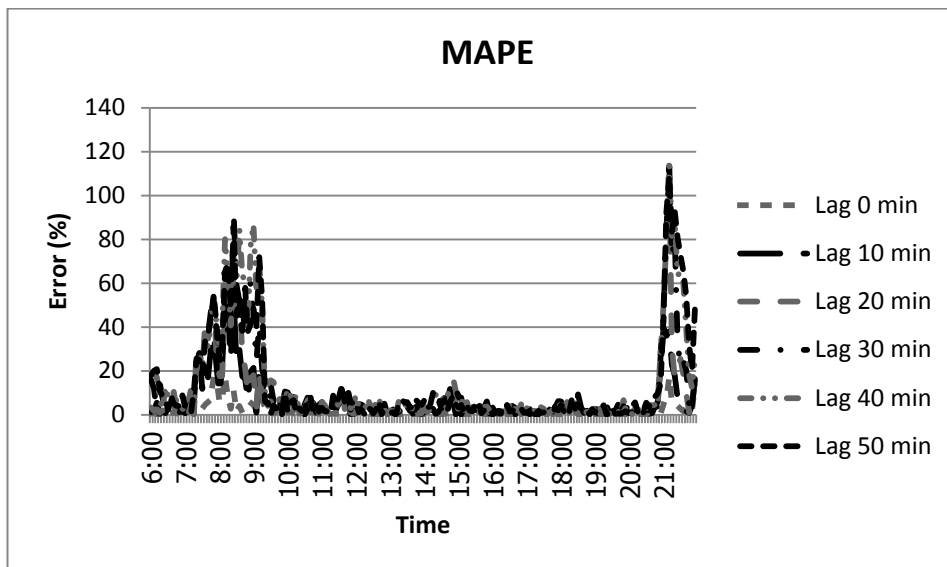
คือ MAPE = 25.66%, RMSE = 151.30 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 33.07, RMSE = 158.50 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 31.36, RMSE = 145.01 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 37.44, RMSE = 172.41 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 31.01, RMSE = 133.64

6.3.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553

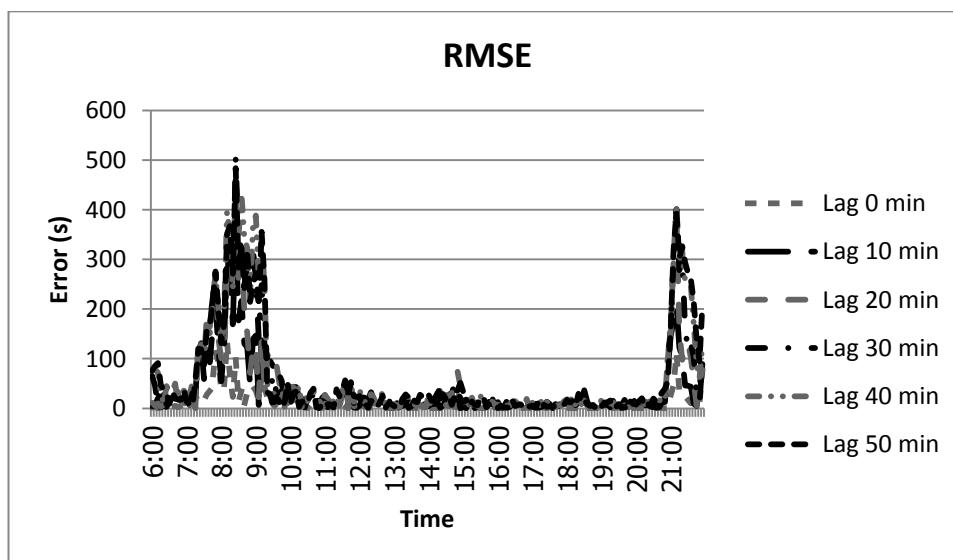
ก) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.19 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทาง โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับ ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.



ภาพ 0.20 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 11 มิ.ย.



ภาพ 0.21 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองในวันที่ 11 มิ.ย.

ตาราง 0-19 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	1.54	6.62	8.94	11.09	13.32	13.03
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.03	0.05	0.02	0.07	0.02
ค่ามากที่สุด	17.66	52.64	109.87	113.20	116.20	108.92
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	3.06	9.51	15.42	18.51	22.29	21.52

ตาราง 0-20 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	9.67	35.30	44.50	53.22	60.59	59.47
ค่าน้อยที่สุด	0.02	0.12	0.18	0.10	0.25	0.06
ค่ามากที่สุด	133.72	361.00	440.49	501.67	433.45	483.73
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	21.28	57.58	76.64	89.73	102.86	98.66

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ใน 2 ช่วงเวลาคือ 8.00 น – 9.00 น. และช่วง 21.00 น – 20.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 17.66% , RMSE = 133.72 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทาง

ล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 52.64%, RMSE = 361.00 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทาง
 ล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 8.94, RMSE = 440.49 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า
 30 นาทีคือ MAPE = 11.09, RMSE = 501.67 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาที
 คือ MAPE = 116.20, RMSE = 433.45 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ
 MAPE = 108.92, RMSE = 483.73 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากตาราง

ตาราง 0-21 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ต
 เวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย.
 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	0.59	2.57	3.88	6.02	8.27	9.86
7.00 - 7.55	5.72	17.24	25.49	24.64	23.42	24.56
8.00 - 8.55	5.93	26.26	36.31	49.15	58.15	49.80
9.00 - 9.55	3.08	10.65	11.18	16.84	25.13	20.32
10.00 - 10.55	0.76	5.28	3.85	4.17	4.88	3.20
11.00 - 11.55	0.50	3.96	4.43	5.20	4.24	5.88
12.00 - 12.55	0.38	3.41	3.43	2.71	4.06	2.43
13.00 - 13.55	0.23	1.45	1.54	2.60	2.90	4.06
14.00 - 14.55	0.27	3.73	5.67	6.03	6.33	6.02
15.00 - 15.55	0.19	2.31	2.66	3.09	3.00	2.98
16.00 - 16.55	0.19	1.57	2.18	2.17	1.95	1.49
17.00 - 17.55	0.35	2.10	1.85	1.75	1.63	1.38
18.00 - 18.55	0.24	2.97	2.34	2.77	2.94	3.17
19.00 - 19.55	0.27	2.64	2.98	3.30	3.42	3.34
20.00 - 20.55	0.15	3.65	4.33	4.81	5.79	5.35

21.00 - 21.55	5.61	16.62	32.20	43.36	58.17	66.40
---------------	------	-------	-------	-------	-------	-------

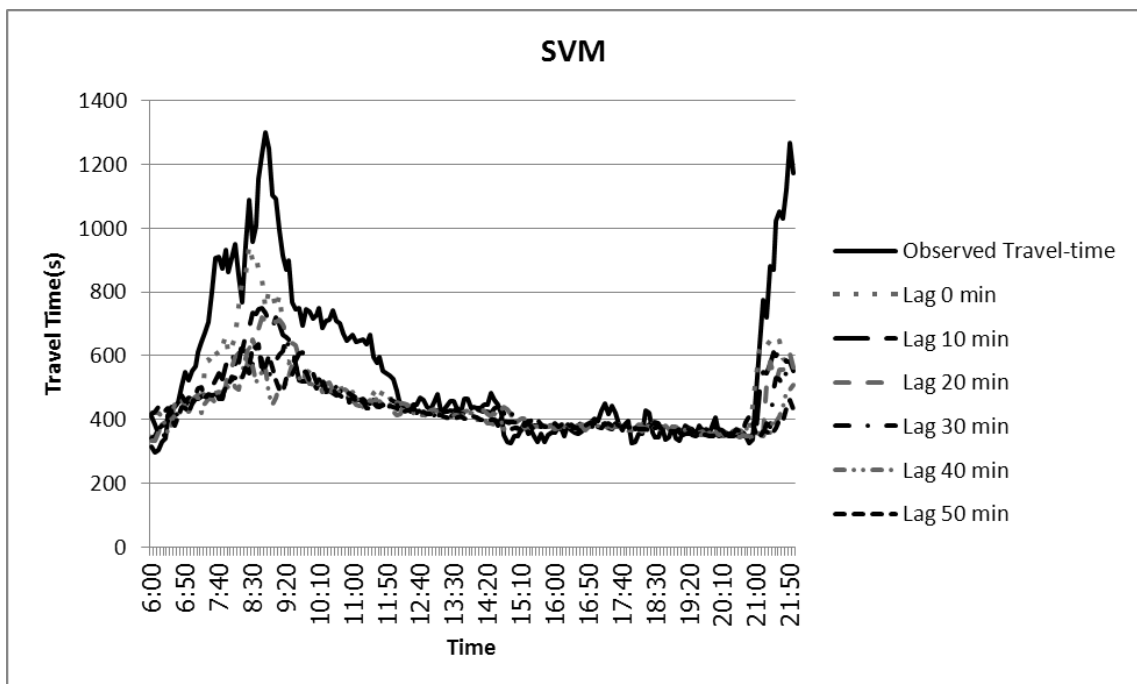
ตาราง 0-22 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	2.44	10.61	16.45	23.41	33.85	41.83
7.00 - 7.55	34.29	89.83	121.42	118.69	113.93	118.91
8.00 - 8.55	47.37	175.83	223.23	281.14	313.46	284.01
9.00 - 9.55	20.81	67.87	72.68	100.63	121.53	104.86
10.00 - 10.55	3.88	26.15	19.21	20.74	24.19	15.89
11.00 - 11.55	2.39	18.04	19.89	23.20	19.21	26.10
12.00 - 12.55	1.65	14.99	15.04	11.80	17.13	10.35
13.00 - 13.55	0.96	6.18	6.48	10.75	11.87	16.49
14.00 - 14.55	1.05	15.75	24.29	24.33	24.86	23.86
15.00 - 15.55	0.71	8.66	10.11	12.16	11.72	11.57
16.00 - 16.55	0.73	5.87	8.18	8.27	7.49	5.70
17.00 - 17.55	1.32	8.00	6.98	6.65	6.18	5.26
18.00 - 18.55	0.93	11.28	8.78	10.43	10.88	11.77
19.00 - 19.55	1.12	10.76	12.20	13.37	13.71	13.40
20.00 - 20.55	0.57	13.04	15.08	17.14	20.49	20.38
21.00 - 21.55	34.30	85.03	138.16	174.50	224.26	248.77

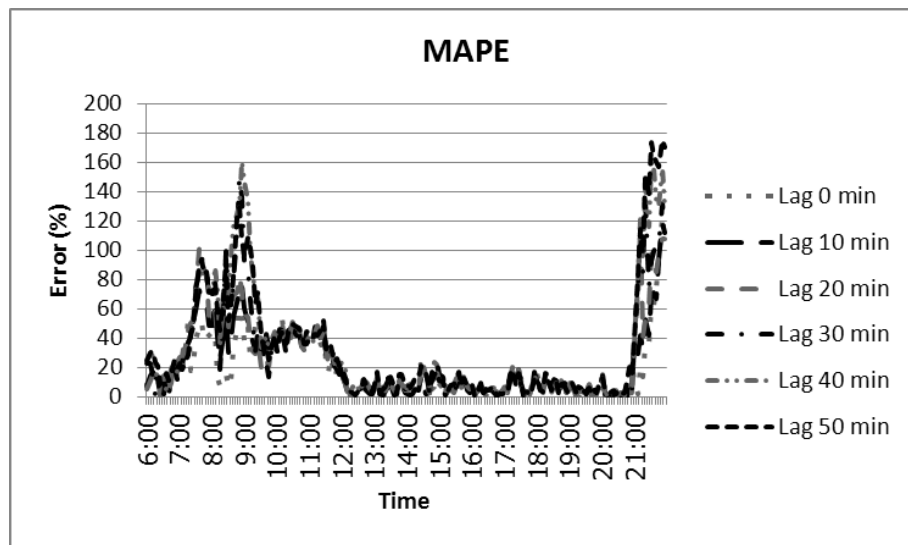
จาก ตาราง 0-8 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนคือช่วงเวลา 8.00 – 9.55 น. และ 21.00 – 21.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงเวลานี้ ทำให้ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนายผิดพลาดมากดังนี้ เมื่อทำนายล่วงหน้า 10

นาที มีค่าความผิดพลาด 26.26% หรือ 175.83 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 36.31% หรือ 223.23 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 49.15% หรือ 281.11 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 58.15% หรือ 313.4602 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที มีค่าความผิดพลาด 49.37% หรือ 284.01 วินาที

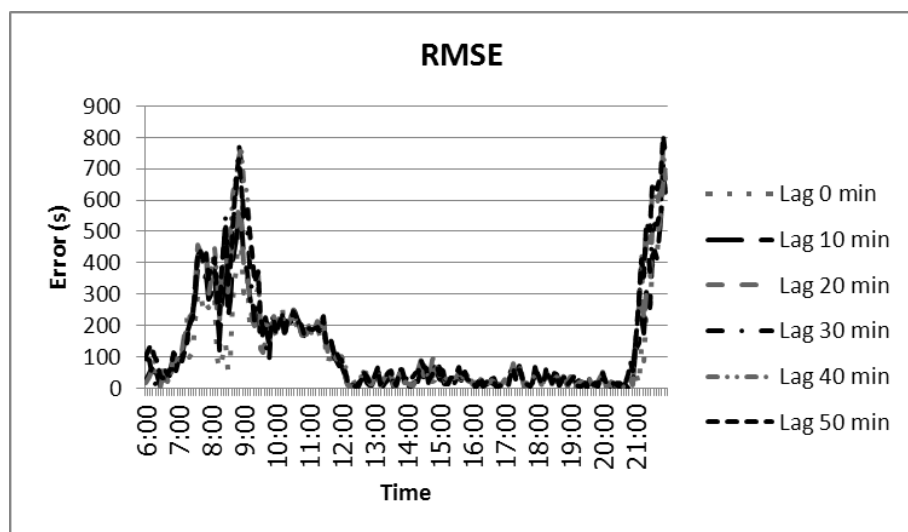
ข) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.22 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.23 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.24 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-23 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริง ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	18.12	21.32	24.03	26.96	31.06	31.24
ค่าน้อยที่สุด	0.01	0.45	0.06	0.13	0.03	0.02
ค่ามากที่สุด	123.89	118.24	115.06	149.72	160.75	175.00
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	20.38	23.21	26.92	32.77	38.97	39.23

ตาราง 0-24 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางจริง ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

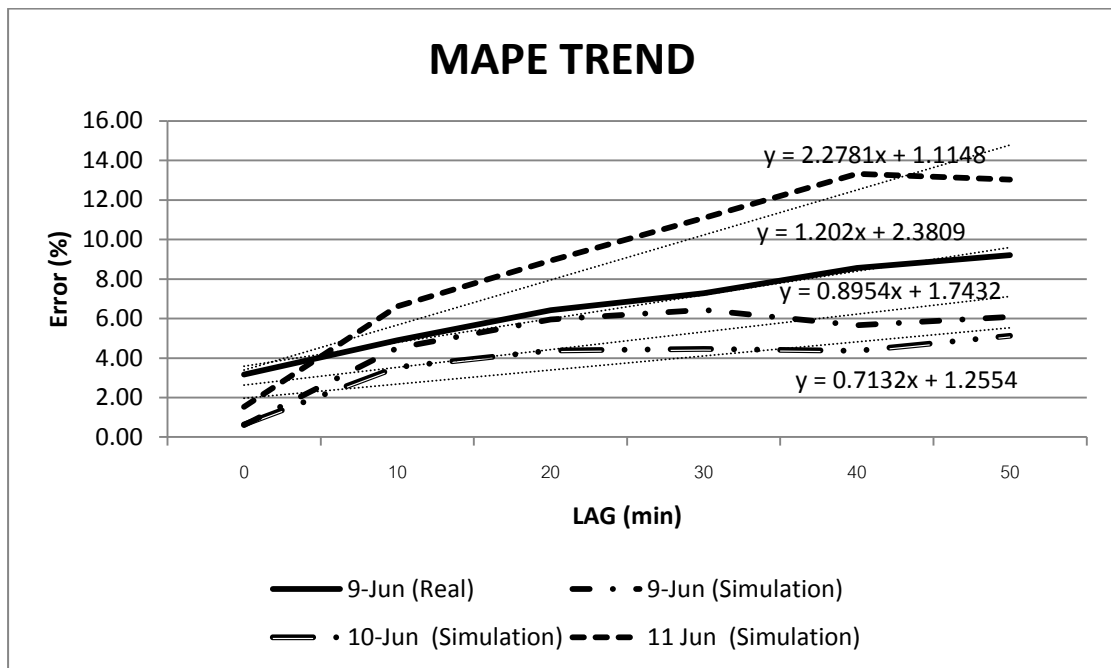
RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	98.37	113.43	122.47	131.88	144.05	144.38
ค่าน้อยที่สุด	0.02	1.56	0.21	0.59	0.11	0.07
ค่ามากที่สุด	700.54	685.91	657.90	779.54	771.82	805.64
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	125.47	141.01	151.33	170.94	185.81	182.91

การจราจรในวันที่ 11 มิ.ย. 2553 จะมีข้อแตกต่างจากการจราจรในวันที่ 9 และ 10 มิ.ย. ค่อนข้างมาก คือ จะมีช่วงที่การจราจรติดขัดมากในช่วงเวลา 7.00 น – 11.00 น. และ ช่วงเวลา

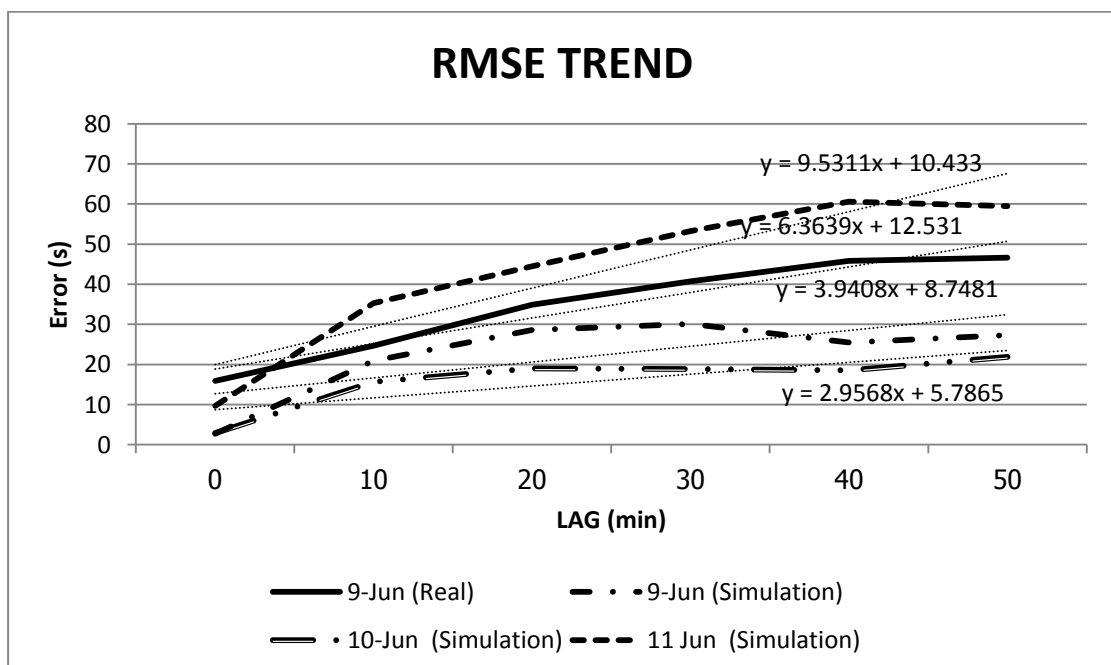
21.00 น. – 21.55 น. จากข้อมูลที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ของแบบทดลอง จะไม่มีข้อมูลในวันใดที่มีลักษณะการติดขัดมากและติดขัดในช่วงเวลานี้ ซึ่งจากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่ามีค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ $MAPE = 123.89\%$, $RMSE = 700.54$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ $MAPE = 118.24\%$, $RMSE = 685.91$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ $MAPE = 115.06$, $RMSE = 657.90$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ $MAPE = 149.22$, $RMSE = 779.54$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ $MAPE = 160.75$, $RMSE = 771.82$ ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ $MAPE = 175.00$, $RMSE = 805.64$

6.3.4 ประสิทธิภาพการทำนายตามระยะเวลาการทำนายล่วงหน้า

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายนั้น จะเปรียบเทียบโดยใช้ค่าความผิดพลาด เฉลี่ยในแต่ละช่วงเวลาที่ใช้ในการทำนายล่วงหน้า โดยจะใช้ค่าความผิดพลาดที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนายได้กับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ และจะสร้างเส้นแนวโน้ม (Trend) จากค่าความผิดพลาดในแต่ละวัน ซึ่งค่าความชันของเส้นแนวโน้มจะแสดงถึงอัตราความผิดพลาดที่จะเพิ่มขึ้นต่อการระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า ดังรูป



ภาพ 0.25 แนวโน้มค่าความผิดพลาด MAPE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า



ภาพ 0.26 แนวโน้มค่าความผิดพลาด RMSE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า

จากรูปพบว่าในวันที่ 11 มิ.ย. ซึ่งเป็นวันที่มีความผันผวนของการจราจรมากที่สุด มีอัตราแนวโน้มที่จะเกิดความผิดพลาดในการทำนายสูงที่สุด และพบว่าอัตราแนวโน้มที่จะเกิดความผิดพลาดในการทำนายนั้นเป็นไปตามส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของระยะเวลาในการเดินทางในวันต่าง ๆ ดังตาราง

ตาราง 0-25 ตารางแสดงความชันของเส้นแนวโน้มของค่าความผิดพลาดในวันต่าง ๆ

	สถานการณ์จริง	สถานการณ์จำลอง		
	9 มิ.ย. 2553	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ความชันของ เส้นแนวโน้มของ MAPE	1.2	0.90	0.71	2.28
ความชันของ เส้นแนวโน้มของ RMSE	6.36	3.94	2.96	9.53
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐานในจาก วันที่ทดสอบ	125.78	65.27	51.52	143.7

6.4 วิเคราะห์และสรุปผลการทำนาย

จากการทดสอบแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในงานวิจัยนี้พบว่าแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถนำมาใช้ได้จริง และแสดงถึงศักยภาพในการใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ซึ่งมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE ในช่วง 0.5 – 14% ซึ่งจากการทดสอบพบว่าปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการทำนายได้แก่ ความผันผวนของจราจรซึ่งประสิทธิภาพในการทำนายในวันที่มีความผันผวนมากจะแย่กว่าวันที่มีความผันผวนน้อยกว่า ซึ่ง

เมื่อแบ่งการทำงานออกเป็นช่วงเวลาแล้วพบว่าในช่วงที่มีการจราจรติดขัดหรือมีสภาพการจราจรที่แปรปรวนจะทำให้การทำงานมีความผิดพลาดมากขึ้น นอกจากนี้ยังพบว่าในบางกรณีความผันผวนของจราจรขณะทำงานยังส่งผลกระทบต่อผลการทำงานล่วงหน้า เช่น ในสถานการณ์จริงการทำงานช่วงเวลา 9.00 – 9.55 มีความผิดพลาดมากที่สุดเมื่อทำงานล่วงหน้า 10 นาทีหรือ 20 นาที ในขณะที่ช่วงเวลาที่มีความผันผวนมากที่สุดของวันคือ 8.00 – 8.55 เมื่อพิจารณาผลการทำงานต่อระยะเวลาที่ใช้ทำงานล่วงหน้า ก็พบว่าหากเพิ่มช่วงเวลาในการทำงานล่วงหน้านานขึ้นประสิทธิภาพในการก็จะลดลง และถ้าหากวันที่มีความผันผวนมากก็จะยิ่งส่งผลให้ประสิทธิภาพการทำงานแย่งซึ่งเป็นไปตามตารางที่ 6-17

เมื่อเทียบผลการทำงานกับระยะเวลาที่เดินทางจริง (Observed Travel Time) แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการทำงานเมื่อนำไปใช้จริงพบว่าในวันที่ 11 มิ.ย. 2553 ในสถานการณ์จำลองมีความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE มากถึง 18% - 31% (ในขณะที่ในวันอื่นๆ นั้นจะมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE ระหว่าง 7% – 17% เท่านั้น) สาเหตุของความผิดพลาดนั้นเนื่องมาจากการประเมินระยะเวลาในการเดินทางไม่ตรงกับความเป็นจริง และแบบจำลองจะทำงานเพื่อให้ได้ผลตามระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จึงส่งผลให้การทำงานวันนั้นดังกล่าวเกิดความผิดพลาดในการทำงานสูง ทั้งที่จริงแล้ว ในวันที่ 11 มิ.ย. แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ผิดพลาดเฉลี่ย MAPE เพียง 1% - 14% เท่านั้น

บทที่ 7

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

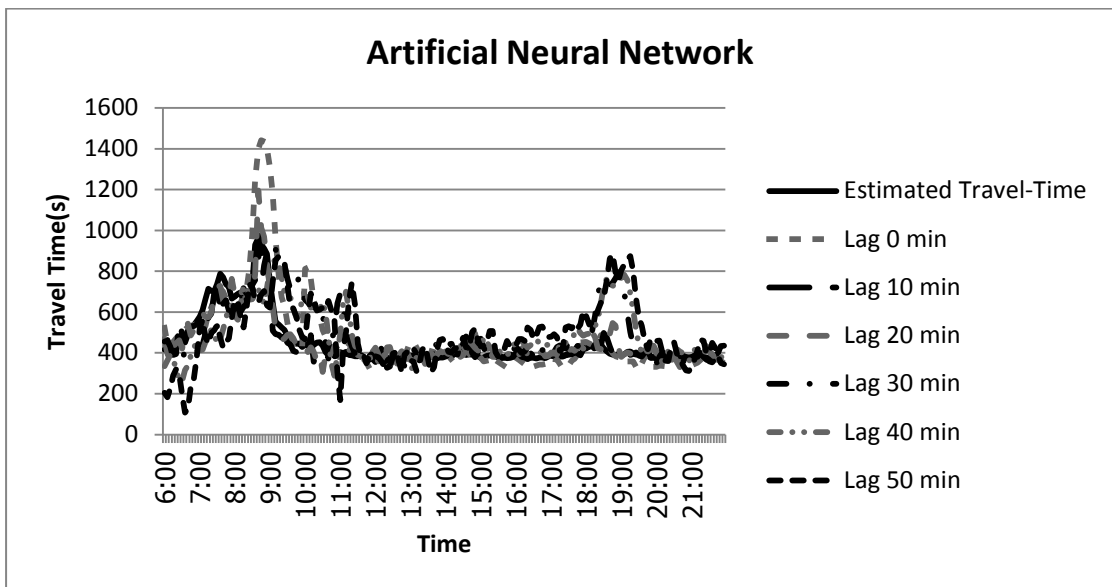
7.1 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม นั้น จะนำมาใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า 0, 10, 20, 30, 40 และ 50 นาที ในสถานการณ์ที่ 1 และ 2 โดยจะตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ = 0.2, โมเมนตัม = 0.8 และมีชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2 ชั้น ในการพัฒนาแบบจำลองที่จะใช้ในหลายๆ การทำนาย

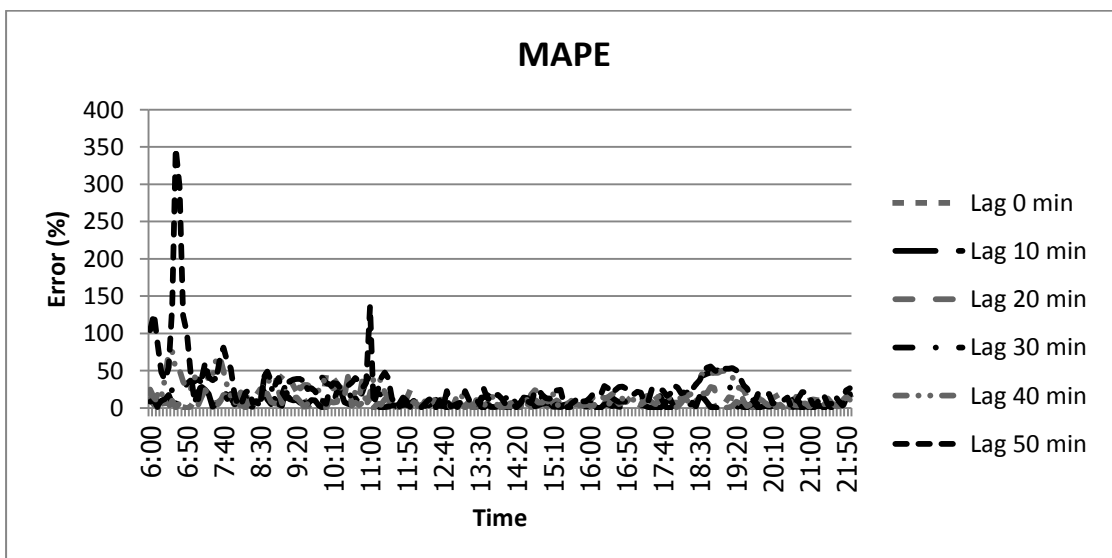
7.2 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จริง

ในขั้นตอนของการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จริง นั้น จะใช้ข้อมูลการจราจรของจริงที่บันทึกจากกล้อง CCTV และทดสอบประสิทธิภาพจาก ระยะเวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ประเมินได้จากกล้อง CCTV และระยะเวลาในการเดินทางจริงจากการประมวลผลจากกล้อง DVR ซึ่งการทำนายระยะเวลาในการเดินทางเป็นดังนี้

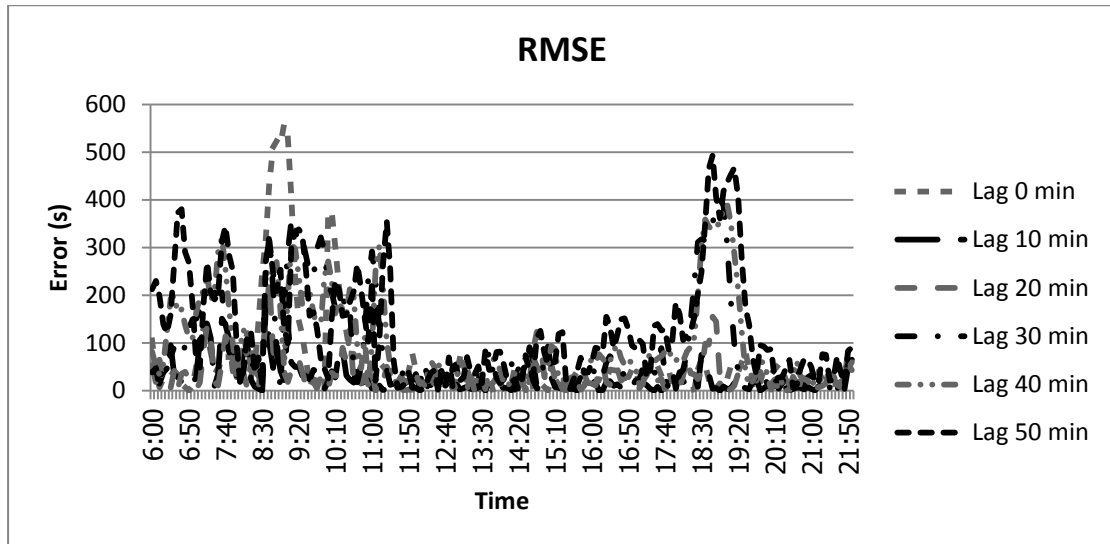
7.2.1 เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.1 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง



ภาพ 0.2 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จริง



ภาพ 0.3 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน
สถานการณ์จริง

ตาราง 0-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์ที่จริง

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	10.42	5.69	6.98	15.48	18.63	28.39
ค่าน้อยที่สุด	0.03	0.05	0.03	0.12	0.02	0.28
ค่ามากที่สุด	46.00	28.35	42.01	50.99	75.85	348.52
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	9.55	5.93	6.13	14.04	16.03	38.67

ตาราง 0-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์ที่จริง

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	62.55	27.00	33.12	89.54	99.29	129.38
ค่าน้อยที่สุด	0.13	0.27	0.11	0.53	0.07	1.05
ค่ามากที่สุด	557.65	172.56	232.02	400.87	390.21	493.58
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	103.20	32.82	33.80	102.44	97.88	115.16

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 7.00 น – 9.00 น. และ ช่วงค่ำ 18.00 น. – 19.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 46.00% , RMSE = 557.65 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 28.35, RMSE = 172.36 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 42.01, RMSE = 232.02 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 50.99, RMSE = 400.87 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 75.85, RMSE = 390.21 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 348.52, RMSE = 493.58 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากตาราง

ตาราง 0-3 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที

6.00 - 6.55	5.80	7.06	5.76	19.02	36.58	126.19
7.00 - 7.55	12.28	15.46	10.40	31.55	41.41	42.97
8.00 - 8.55	22.09	8.23	7.50	13.90	21.38	22.21
9.00 - 9.55	19.00	8.92	6.29	36.06	27.35	26.53
10.00 - 10.55	22.82	9.37	11.02	24.41	26.87	29.16
11.00- 11.55	9.74	2.81	5.54	14.18	15.21	26.52
12.00 - 12.55	5.51	5.69	6.84	7.48	7.00	6.12
13.00 - 13.55	6.09	1.74	3.74	7.61	9.77	13.17
14.00 - 14.55	5.96	7.04	8.35	8.10	6.99	10.73
15.00 - 15.55	6.29	3.05	6.22	6.04	7.64	11.75
16.00 - 16.55	8.47	2.88	6.33	9.61	15.17	22.60
17.00 - 17.55	10.14	3.35	4.27	8.29	12.63	20.25
18.00 - 18.55	5.21	5.82	12.83	34.29	32.24	36.65
19.00 - 19.55	6.87	4.21	6.77	11.78	12.80	16.90
20.00 - 20.55	8.17	2.53	5.02	6.79	5.85	12.06
21.00 - 21.55	8.91	4.58	5.91	5.67	7.04	12.27

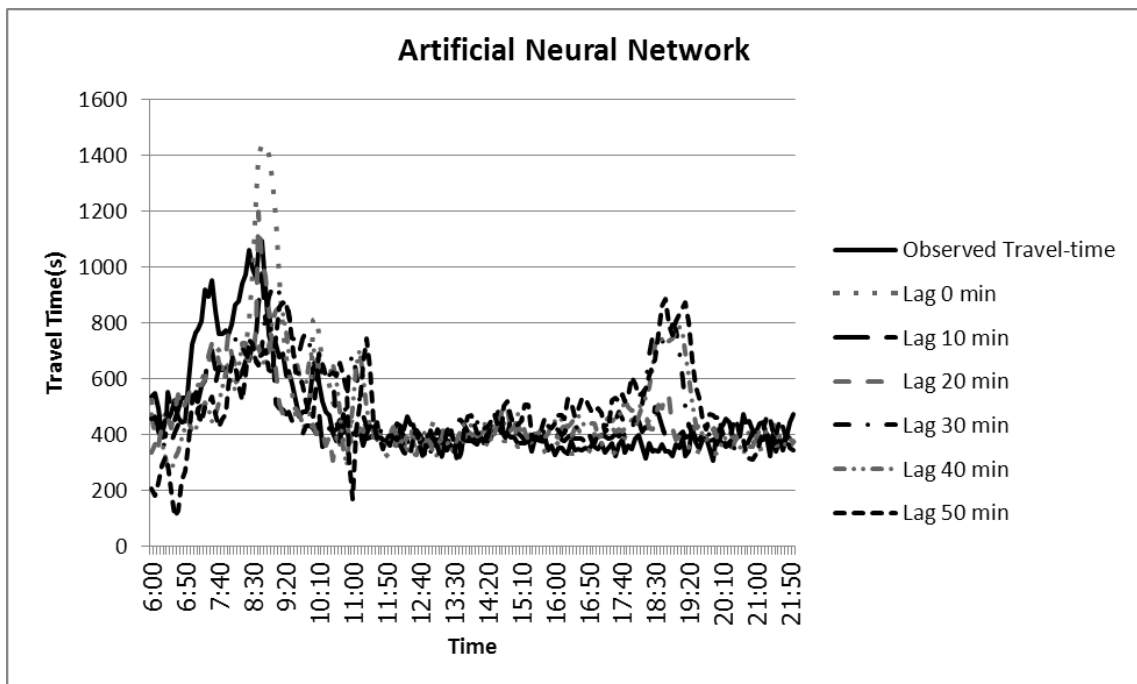
ตาราง 0-4 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จริง ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	28.78	32.94	25.52	76.42	119.12	235.42
7.00 - 7.55	73.99	91.03	66.16	162.63	197.86	204.20
8.00 - 8.55	253.37	60.14	65.31	96.12	142.55	143.11
9.00 - 9.55	177.08	42.50	30.94	290.12	196.80	195.92
10.00 - 10.55	153.23	37.18	40.04	148.52	154.47	172.20

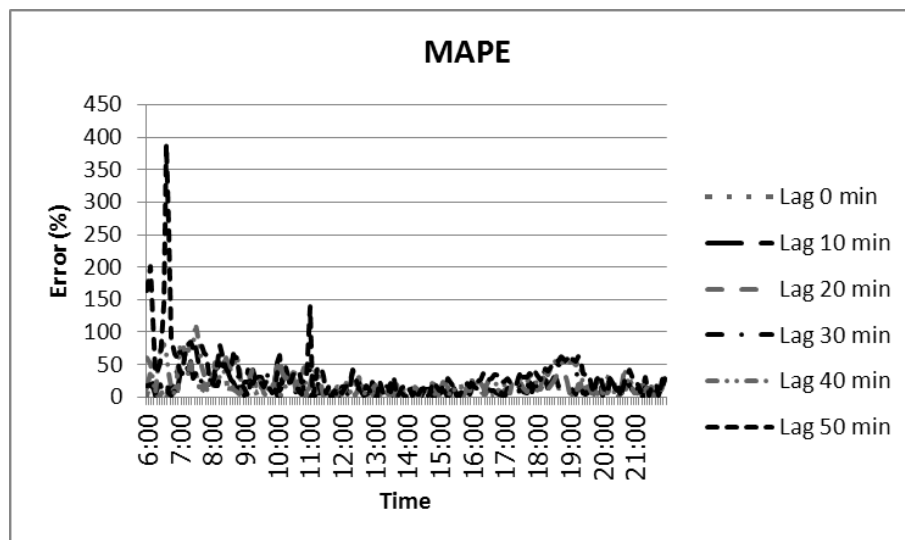
11.00- 11.55	38.63	10.94	22.43	77.76	89.54	111.70
12.00 - 12.55	20.02	21.46	26.17	26.68	25.43	21.08
13.00 - 13.55	25.42	6.64	14.54	32.56	37.37	49.45
14.00 - 14.55	23.90	30.01	38.58	35.64	30.38	50.21
15.00 - 15.55	22.12	11.92	25.74	25.64	33.69	53.77
16.00 - 16.55	28.98	11.16	26.13	40.64	67.64	111.76
17.00 - 17.55	36.24	13.17	17.82	36.53	59.36	105.29
18.00 - 18.55	23.72	26.47	63.91	245.07	221.60	266.01
19.00 - 19.55	25.75	17.13	29.56	64.86	67.81	92.92
20.00 - 20.55	28.31	9.37	19.76	24.55	21.00	46.75
21.00 - 21.55	32.02	17.17	23.43	21.56	27.67	48.46

จาก ตาราง 0-5 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนคือช่วงเวลา 8.00 – 8.55 น. แต่เมื่อพิจารณาจากผลการทำนายโดยโครงข่ายประสาทเทียมพบว่า มีช่วงเวลาที่ทำนายผิดพลาดมากที่สุดอยู่ 2 ช่วงในแต่ละระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า โดยที่การทำนายล่วงหน้า 0 – 30 นาทีนั้น ค่าความผิดพลาดในการทำนายมากที่สุดจะอยู่ในช่วงเวลา 7.00 – 7.55 ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่เริ่มจะเกิดจะมีการติดขัดของการจราจร โดยมีค่าความผิดพลาด 10.40 – 36.06% หรือ 66.16 – 290.12 วินาที และการทำนายล่วงหน้า 40-50 นาทีนั้น ค่าความผิดพลาดในการทำนายมากที่สุดอยู่ในช่วงเวลา 18.00 – 18.55 น. ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่การจราจรมีความแปรปรวนโดยที่มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 21.37 มีผลการทำนายผิดพลาด 32.24 – 36.65% หรือ 221.60 – 266.01

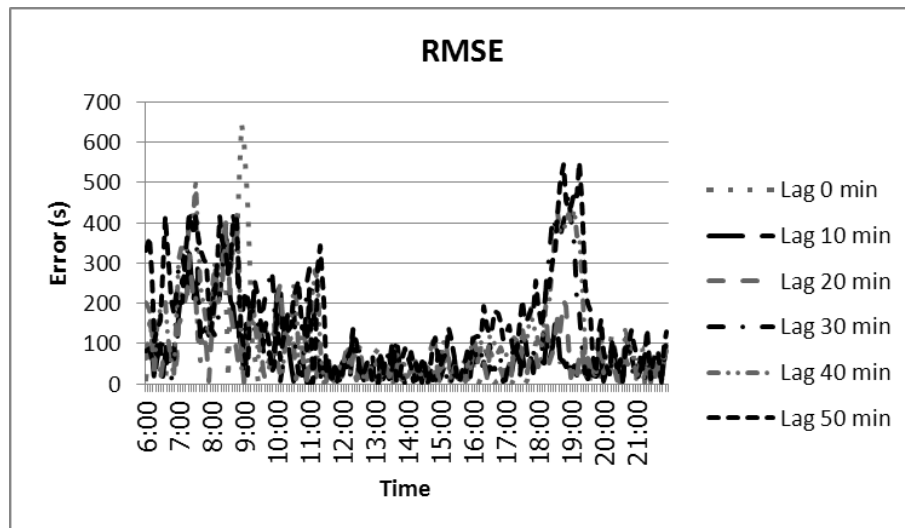
7.2.2 เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.4 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน
สถานการณ์จริง



ภาพ 0.5 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน
สถานการณ์จริง



ภาพ 0.6 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน
สถานการณ์จริง

ตาราง 0-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จริง

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	14.29	14.44	14.79	20.64	24.14	34.38
ค่าน้อยที่สุด	0.10	0.06	0.04	0.07	0.22	0.03
ค่ามากที่สุด	52.32	63.46	62.22	92.68	113.05	388.66
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	11.89	12.94	12.13	17.59	20.52	41.60

ตาราง 0-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จริง

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	78.59	69.19	70.94	113.67	124.08	156.75
ค่าน้อยที่สุด	0.33	0.25	0.15	0.25	0.87	0.11
ค่ามากที่สุด	647.52	398.73	401.14	472.38	504.63	551.71
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	101.57	74.13	68.36	114.80	116.78	128.99

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 7.00 น – 9.00 น. และ ช่วงค่ำ 18.00 น. – 19.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 52.32% , RMSE = 647.52 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 63.46, RMSE = 398.73 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 62.22, RMSE = 401.14 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 93.68, RMSE = 472.38 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 113.05, RMSE = 504.63 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 388.66, RMSE = 551.71

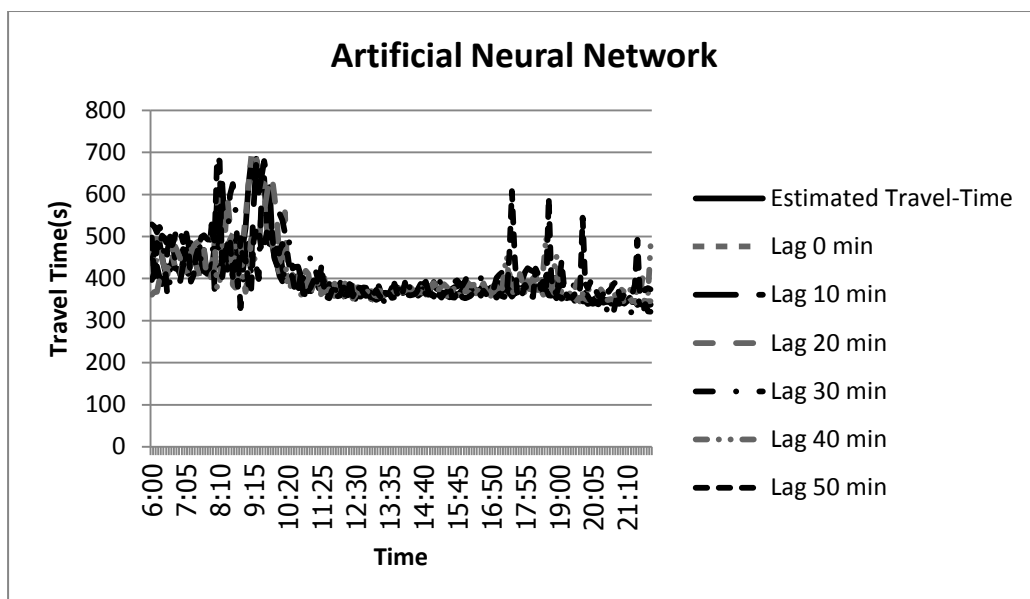
7.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในสถานการณ์จำลอง

สถานการณ์จำลองเป็นการทำนายโดยใช้ข้อมูลจากการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่งจะใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทางตั้งแต่วันที่ 9 มิ.ย. 2553 – 11 มิ.ย. 2553 โดยจะเปรียบเทียบ

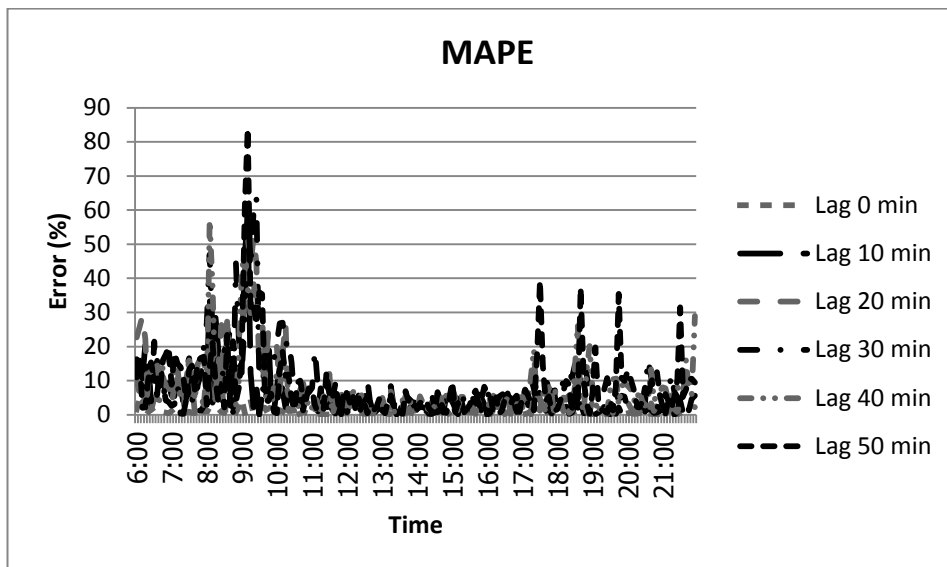
กับระยะเวลาที่ใช้ในการเดินที่ประมาณได้และระยะเวลาในการเดินทางจริงที่ได้จากการจำลองการจราจร (Simulation) ซึ่งได้ผลการทำนายดังรูป

7.3.1 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

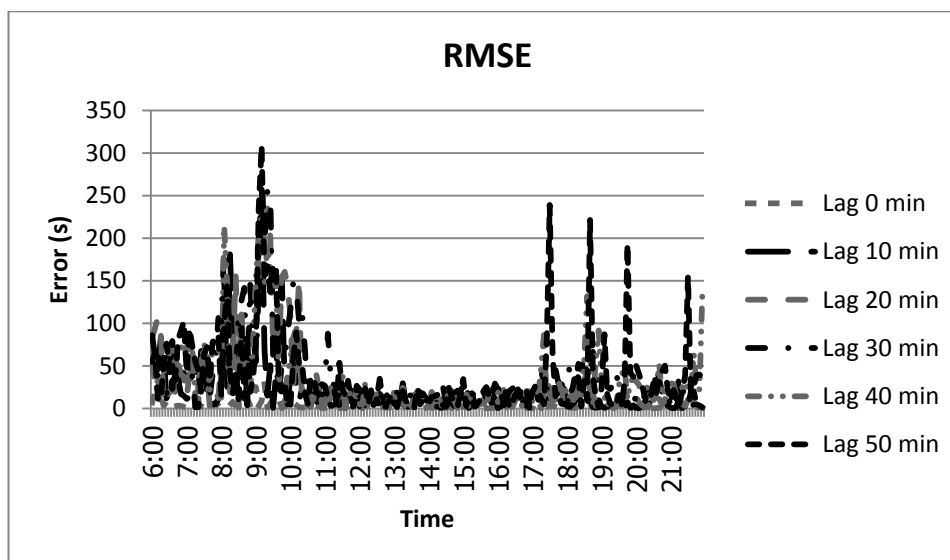
ก) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.7 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.



ภาพ 0.8 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.



ภาพ 0.9 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.

ตาราง 0-7 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	0.65	4.90	6.51	8.55	7.85	8.37
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.03	0.01	0.15	0.01	0.21
ค่ามากที่สุด	7.54	57.64	52.23	64.18	57.07	83.96
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	0.88	7.21	9.19	10.12	9.14	10.25

ตาราง 0-8 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 9 มิ.ย.

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	2.85	21.38	28.63	36.56	33.68	36.75
ค่าน้อยที่สุด	0.01	0.09	0.03	0.54	0.05	0.75
ค่ามากที่สุด	33.30	247.13	235.07	259.64	214.23	308.48
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	4.43	34.29	43.66	44.72	41.08	47.81

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 7.00 น – 9.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาที

คือ MAPE = 7.54% , RMSE = 33.30 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 57.64, RMSE = 247.13 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 52.23, RMSE = 235.07 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 64.18, RMSE = 259.64 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 57.07, RMSE = 214.23 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 83.96, RMSE = 308.48 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากตาราง

ตาราง 0-9 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	1.90	10.66	12.00	9.68	10.60	11.52
7.00 - 7.55	0.87	7.10	6.55	6.29	11.56	12.93
8.00 - 8.55	1.39	13.83	15.54	21.13	16.22	10.19
9.00 - 9.55	1.59	16.19	30.03	27.41	25.61	28.20
10.00 - 10.55	0.44	5.01	8.82	13.71	7.73	8.15
11.00 - 11.55	0.30	3.04	4.40	5.14	4.14	4.72
12.00 - 12.55	0.36	3.02	2.62	3.43	2.73	3.04
13.00 - 13.55	0.49	2.58	2.31	3.83	2.34	2.96
14.00 - 14.55	0.39	2.73	2.47	2.78	2.94	2.85
15.00 - 15.55	0.41	3.66	2.88	4.05	3.31	4.19
16.00 - 16.55	0.47	2.78	2.77	5.03	2.98	3.55
17.00 - 17.55	0.58	3.19	3.08	7.45	6.53	8.85
18.00 - 18.55	0.53	1.43	4.78	10.75	8.06	7.78
19.00 - 19.55	0.46	2.73	3.04	5.14	4.17	4.78

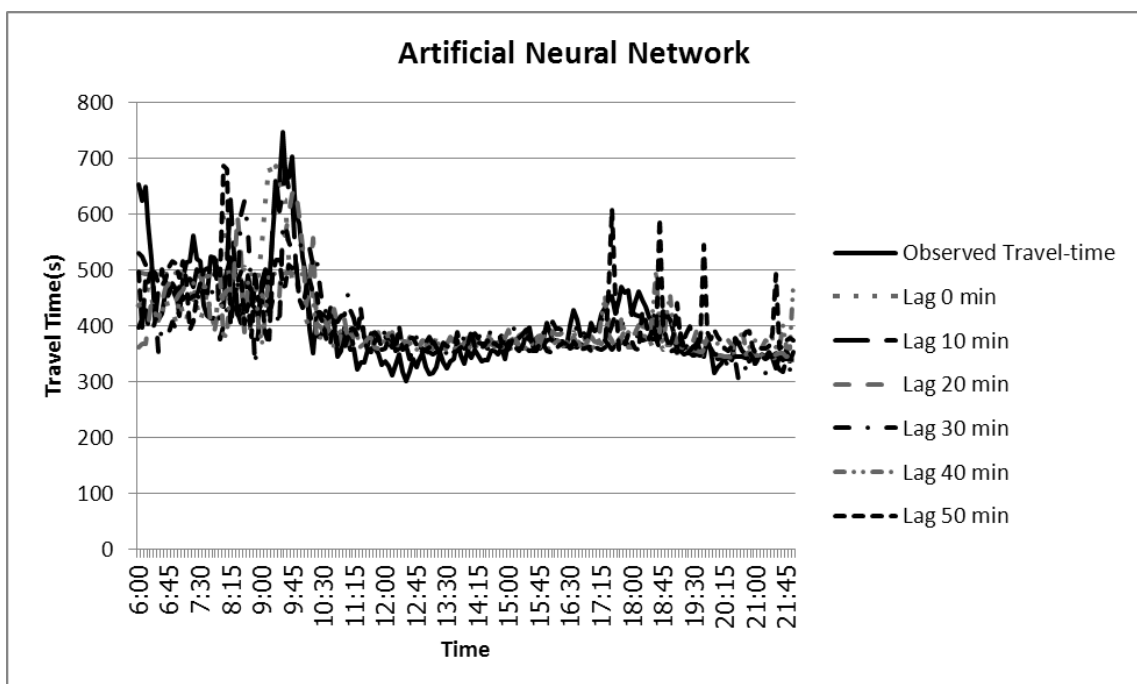
20.00 - 20.55	0.25	1.03	1.68	5.24	6.00	7.75
21.00 - 21.55	0.25	1.20	2.11	4.77	9.22	8.64

ตาราง 0-10 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยโครงข่าย
 ประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553
 ตามช่วงเวลา

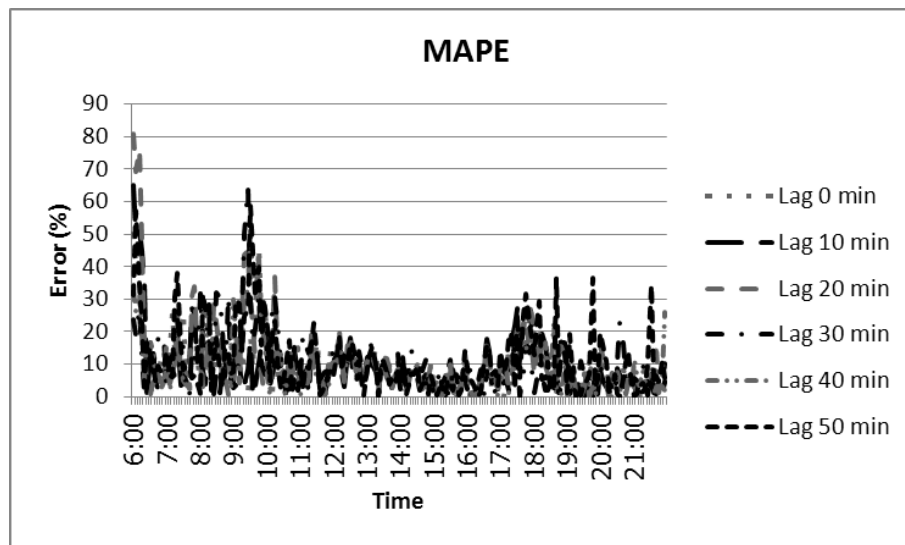
ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	8.40	46.19	47.80	43.16	52.35	55.94
7.00 - 7.55	3.74	33.29	30.46	29.76	56.61	61.98
8.00 - 8.55	6.62	66.86	70.95	93.22	66.86	50.59
9.00 - 9.55	9.53	81.62	148.97	123.82	118.99	124.05
10.00 - 10.55	1.77	21.20	42.79	69.46	34.15	34.95
11.00 - 11.55	1.13	11.28	16.55	21.56	15.22	17.91
12.00 - 12.55	1.31	11.01	9.75	12.61	10.23	11.29
13.00 - 13.55	1.79	9.22	8.48	14.01	8.47	10.64
14.00 - 14.55	1.42	10.05	9.21	10.66	10.69	10.43
15.00 - 15.55	1.53	13.35	10.80	15.85	11.97	15.11
16.00 - 16.55	1.73	10.17	10.52	19.95	10.86	12.77
17.00 - 17.55	2.15	11.67	11.98	30.46	26.07	42.45
18.00 - 18.55	1.95	5.29	19.00	45.01	35.58	36.80
19.00 - 19.55	1.68	9.95	11.54	20.42	16.35	19.86
20.00 - 20.55	0.87	3.54	5.89	16.83	22.26	29.40
21.00 - 21.55	0.87	4.11	7.33	15.39	36.98	35.23

จาก ตาราง 0-6 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนคือ ช่วงเวลา 9.00 – 9.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงเวลานี้ ทำให้ ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนายผิดพลาดมากดังนี้ เมื่อทำนายล่วงหน้า 10 นาที มีค่าความผิดพลาด 16.19% หรือ 81.26 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 30.03% หรือ 148.97 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 27.41% หรือ 123.82 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 25.61% หรือ 118.99 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที มีค่าความผิดพลาด 28.20% หรือ 124.05 วินาที

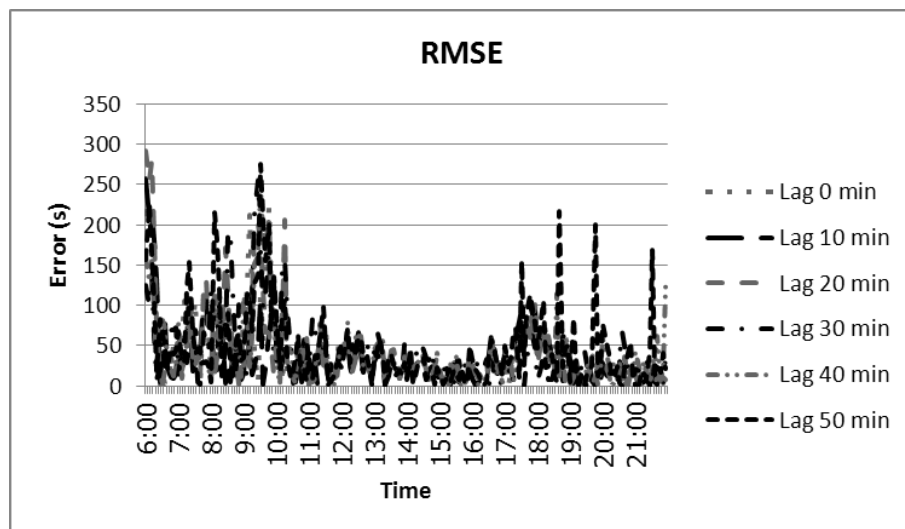
ข) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.10 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์ที่จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.11 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ
ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์ที่จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.12 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ
ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์ที่จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-11 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	9.62	8.81	9.84	10.00	9.84	11.26
ค่าน้อยที่สุด	0.03	0.03	0.00	0.00	0.02	0.00
ค่ามากที่สุด	49.86	64.85	80.98	64.19	51.09	58.72
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	8.95	9.30	11.72	8.81	8.64	10.59

ตาราง 0-12 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553

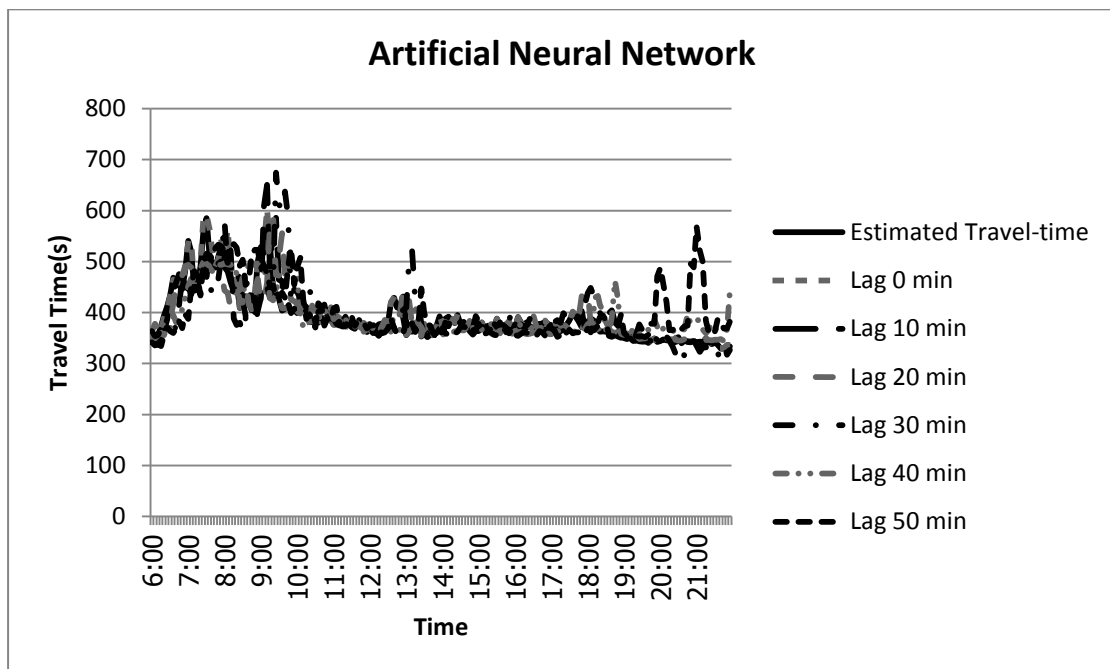
RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	40.32	35.25	40.24	42.38	41.27	48.32
ค่าน้อยที่สุด	0.10	0.11	0.02	0.01	0.05	0.00
ค่ามากที่สุด	221.08	257.22	292.58	256.07	252.19	275.96
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	41.89	38.32	48.37	41.62	40.71	50.97

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 9.00 น – 10.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 49.86% , RMSE = 221.08 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 64.85% , RMSE = 257.22 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทาง

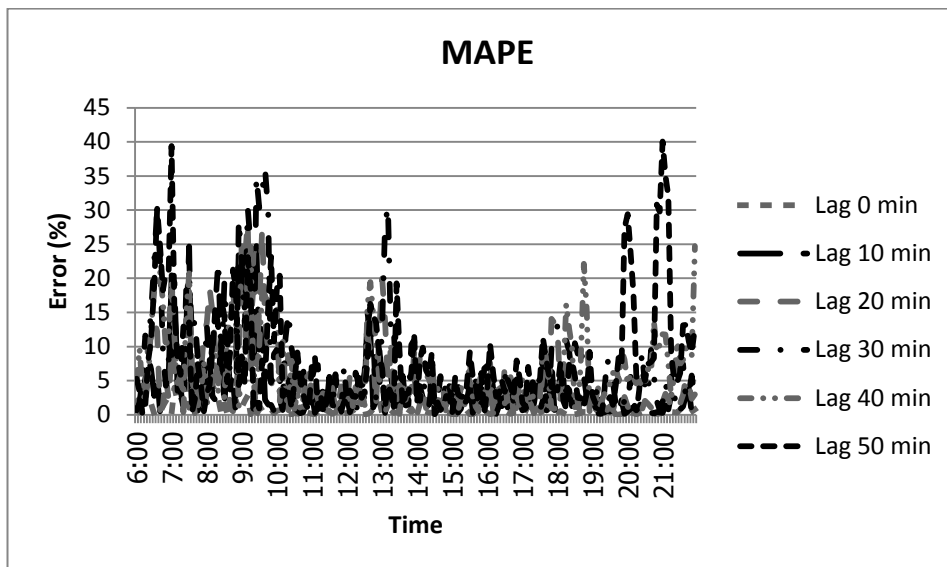
ล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 80.98, RMSE = 292.58 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 64.19, RMSE = 256.67 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 51.09, RMSE = 252.19 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 58.72, RMSE = 275.96

7.3.2 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553

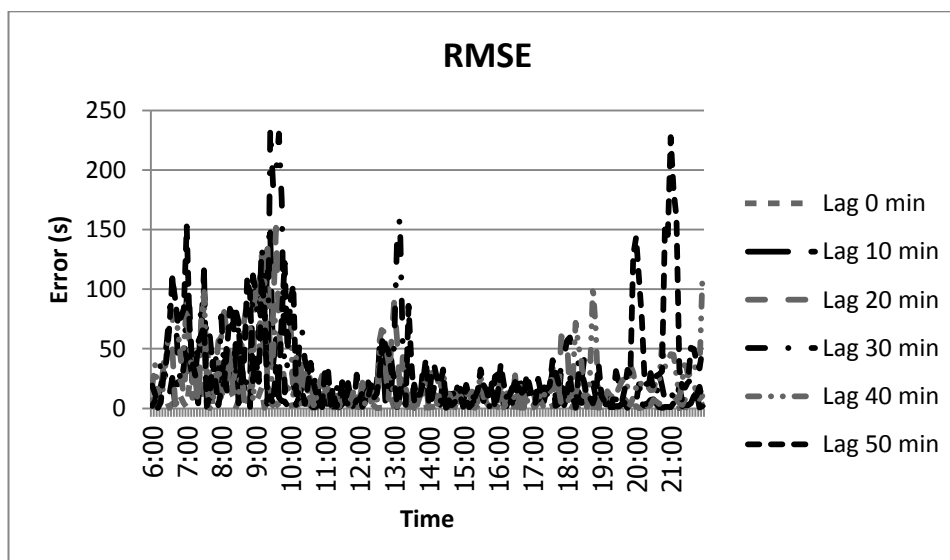
ก) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.13 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.



ภาพ 0.14 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.



ภาพ 0.15 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.

ตาราง 0-13 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	0.70	3.71	4.69	7.32	6.38	7.84
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.08	0.02	0.14	0.02	0.10
ค่ามากที่สุด	9.04	25.18	28.22	36.19	24.88	40.07
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	1.13	4.70	5.30	7.61	5.59	7.88

ตาราง 0-14 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย.

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	3.18	15.66	19.89	31.58	26.14	33.31
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.31	0.08	0.51	0.08	0.35
ค่ามากที่สุด	51.09	147.56	151.60	236.04	109.48	227.68
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	6.17	22.86	25.34	39.92	25.11	37.92

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลา 7.00 น – 9.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 9.44% , RMSE = 51.09 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 25.18,

RMSE = 147.56 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 28.22, RMSE = 151.60 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 36.19, RMSE = 236.04 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 24.88, RMSE = 109.48 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 40.07, RMSE = 227.68 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากราย

ตาราง 0-15 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	0.92	4.10	5.49	11.86	11.20	13.60
7.00 - 7.55	2.75	8.14	7.27	10.86	8.05	10.18
8.00 - 8.55	2.33	7.02	8.18	12.23	7.17	11.20
9.00 - 9.55	0.91	10.91	15.78	22.28	13.69	10.20
10.00 - 10.55	0.39	1.91	4.36	6.69	4.98	6.21
11.00 - 11.55	0.30	2.14	2.38	3.86	1.94	2.83
12.00 - 12.55	0.55	4.93	5.37	5.21	6.81	6.91
13.00 - 13.55	0.38	3.51	5.74	10.66	3.70	5.87
14.00 - 14.55	0.30	2.80	2.17	3.03	4.62	4.27
15.00 - 15.55	0.26	2.50	2.60	2.92	3.95	3.78
16.00 - 16.55	0.37	2.84	2.56	3.61	3.18	4.94
17.00 - 17.55	0.56	2.82	3.83	3.88	3.83	5.19
18.00 - 18.55	0.27	2.49	3.55	8.74	7.89	4.47
19.00 - 19.55	0.38	3.12	3.60	5.27	4.63	4.82
20.00 - 20.55	0.24	0.92	1.17	3.92	6.67	14.80

21.00 - 21.55	0.35	1.35	2.59	4.16	9.83	15.89
---------------	------	------	------	------	------	-------

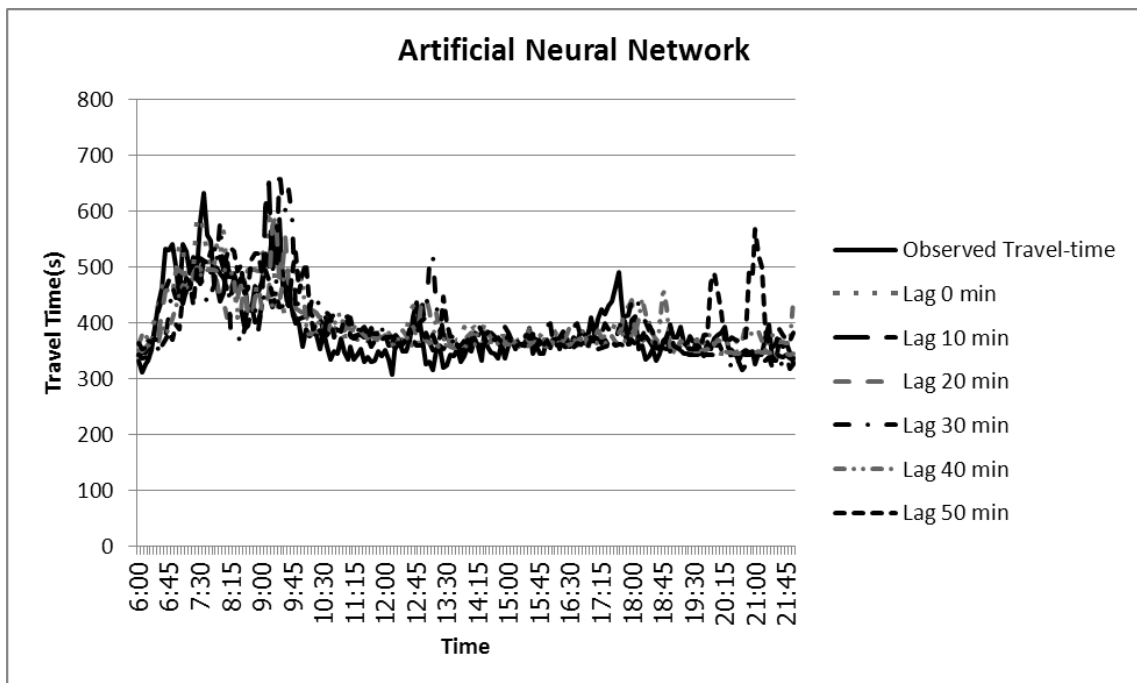
ตาราง 0-16 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	3.83	16.74	21.55	43.77	43.14	50.51
7.00 - 7.55	14.74	37.91	35.48	50.43	38.28	46.06
8.00 - 8.55	11.50	30.29	35.97	50.81	34.98	57.05
9.00 - 9.55	4.53	57.69	76.99	123.24	65.23	48.72
10.00 - 10.55	1.57	7.73	18.10	28.69	20.79	27.99
11.00 - 11.55	1.11	7.94	9.08	15.28	7.44	11.17
12.00 - 12.55	2.15	18.79	20.99	19.32	24.80	25.29
13.00 - 13.55	1.39	12.64	22.93	47.57	13.89	22.95
14.00 - 14.55	1.14	10.30	8.24	11.51	16.72	15.46
15.00 - 15.55	0.99	9.12	9.55	10.90	14.26	13.54
16.00 - 16.55	1.36	10.42	9.54	13.96	11.53	17.62
17.00 - 17.55	2.13	10.62	15.69	15.50	13.93	18.64
18.00 - 18.55	1.01	9.05	14.21	36.05	33.70	16.98
19.00 - 19.55	1.44	11.52	14.05	21.41	17.55	17.77
20.00 - 20.55	0.83	3.17	4.05	13.01	24.96	66.30
21.00 - 21.55	1.17	4.59	8.98	13.50	38.04	73.67

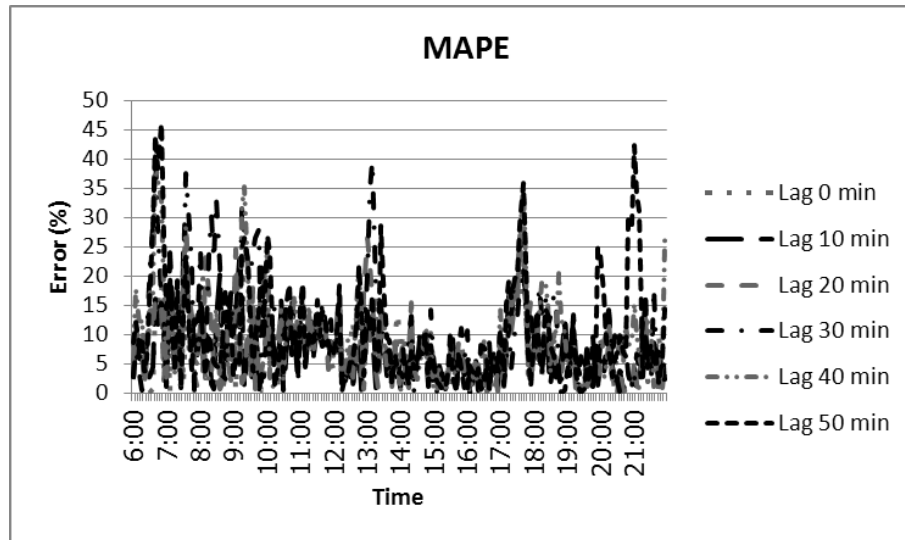
จาก ตาราง 0-7 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนคือช่วงเวลา 7.00 – 7.55 น. และ 9.00 – 9.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงเวลานี้ ทำให้ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนายผิดพลาดมากดังนี้ เมื่อทำนายล่วงหน้า 10 นาที

มีค่าความผิดพลาด 10.91% หรือ 57.69 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 15.78% หรือ 76.99 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 22.28% หรือ 123.24 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 13.69% หรือ 65.23 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที พบว่าช่วงเวลาที่ทำนายผิดพลาดเป็นช่วงเวลา 21.00 – 21.55 มีค่าความผิดพลาด 15.89% หรือ 73.67 วินาที ซึ่งการทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่มากกว่าความเป็นจริง

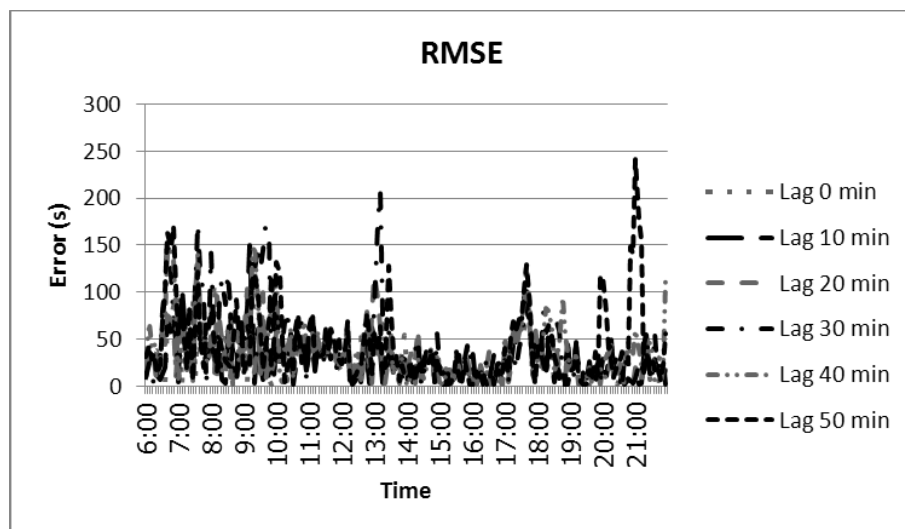
จ) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.16 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
ในสถานการณ์จำลองวันที่ 10 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.17 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน
สถานการณ์จำลอง ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.18 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน
สถานการณ์จำลองในวันที่ 10 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-17 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 10 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	7.14	7.08	7.55	10.42	9.03	10.30
ค่าน้อยที่สุด	0.23	0.25	0.09	0.05	0.17	0.00
ค่ามากที่สุด	26.82	25.77	29.39	41.65	39.81	46.21
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	5.10	5.54	5.95	8.52	7.73	9.12

ตาราง 0-18 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์ที่ 2 วันที่ 10 มิ.ย. 2553

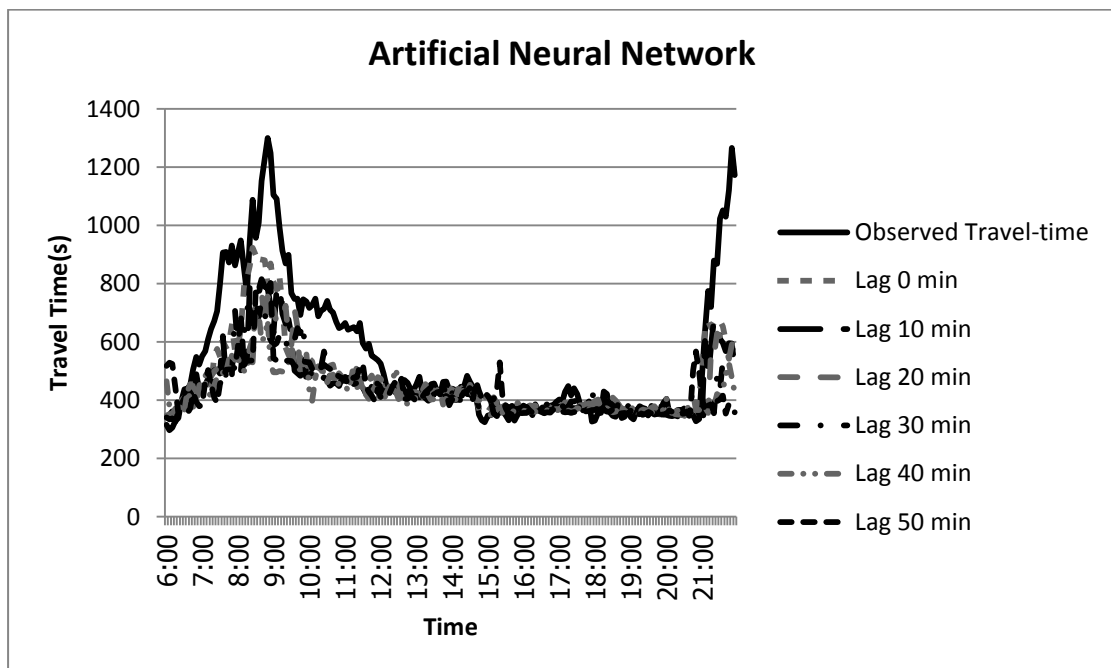
RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	28.83	28.33	30.35	43.38	36.35	42.78
ค่าน้อยที่สุด	0.85	0.87	0.29	0.18	0.60	0.00
ค่ามากที่สุด	121.33	149.77	143.77	207.11	151.65	241.24
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	23.17	24.66	25.53	39.97	32.22	40.95

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลาเร่งด่วนในช่วงเช้า 7.00 น – 09.00 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุดสำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทาง

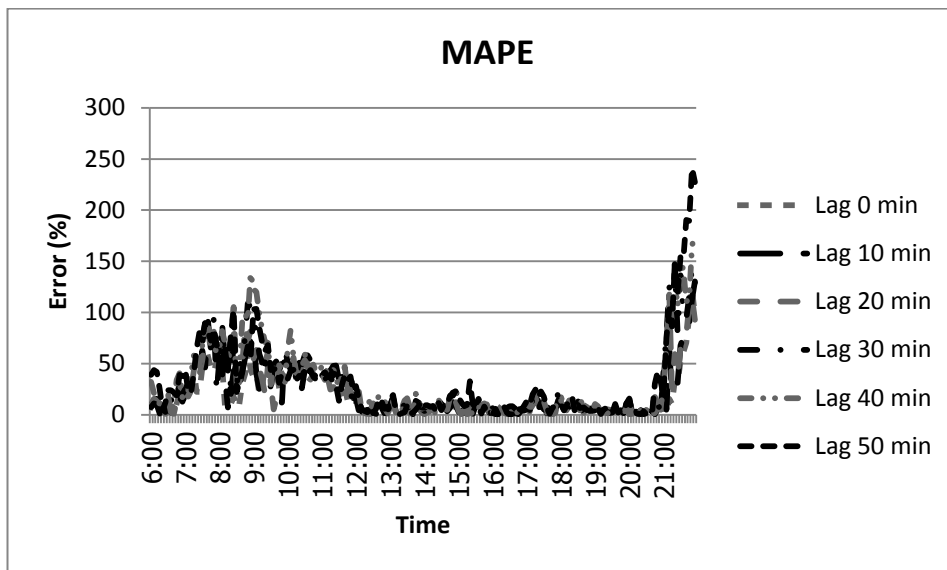
ล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 26.82% , RMSE = 121.33 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทาง
 ล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 25.77%, RMSE = 149.77 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทาง
 ล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 29.39, RMSE = 143.77 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า
 30 นาทีคือ MAPE = 41.65, RMSE = 207.11 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาที
 คือ MAPE = 39.81, RMSE = 151.65 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ
 MAPE = 46.21, RMSE = 241.24

7.3.3 การทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553

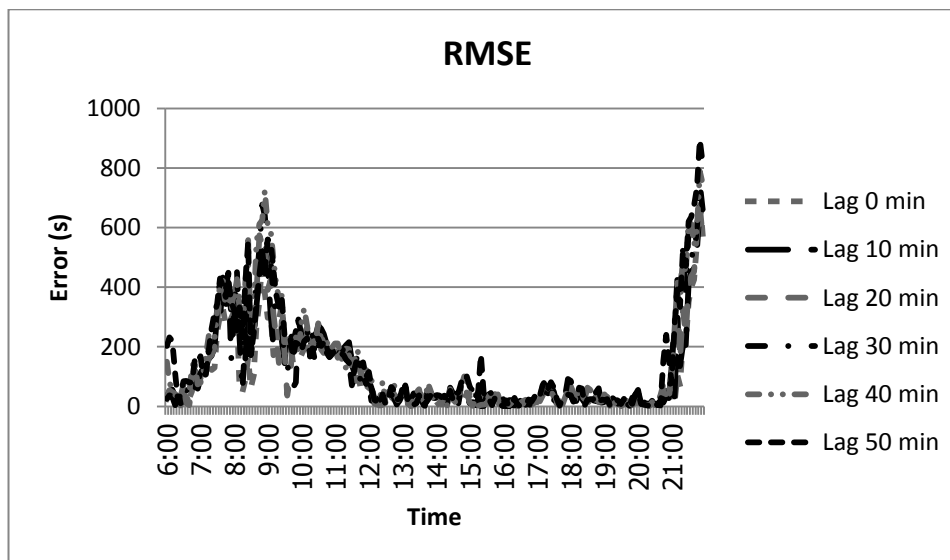
ก) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)



ภาพ 0.19 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
 กับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.



ภาพ 0.20 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ
ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.



ภาพ 0.21 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ
ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.

ตาราง 0-19 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	1.74	6.99	9.02	11.24	13.86	13.92
ค่าน้อยที่สุด	0.00	0.08	0.00	0.17	0.11	0.14
ค่ามากที่สุด	23.88	68.52	112.30	119.83	110.34	98.08
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	3.27	10.56	15.69	16.89	19.34	20.40

ตาราง 0-20 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลองวันที่ 11 มิ.ย.

RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	10.32	35.50	44.46	53.27	63.65	62.28
ค่าน้อยที่สุด	0.02	0.34	0.01	0.62	0.38	0.58
ค่ามากที่สุด	135.45	365.07	516.78	411.96	437.90	510.24
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	22.01	58.22	76.92	77.55	91.86	91.70

จากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าช่วงที่มีความผิดพลาดในการทำนายสูงนั้นจะอยู่ในช่วงเวลา 7.00 น – 9.00 น. และในช่วงเวลา 21.00 น. – 21.55 น. โดยค่าความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 23.88% , RMSE = 135.45 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทาง

ล่วงหน้า 10 นาทีคือ MAPE = 68.52, RMSE = 365.07 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 20 นาทีคือ MAPE = 112.30, RMSE = 516.78 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 30 นาทีคือ MAPE = 110.34, RMSE = 437.90 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 40 นาทีคือ MAPE = 110.34, RMSE = 437.90 ในการทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 50 นาทีคือ MAPE = 98.08, RMSE = 510.24 นอกจากนี้เมื่อแบ่งพิจารณาเป็นช่วงเวลาจากราง

ตาราง 0-21 แสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยโครงข่ายประสาทเทียมกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด MAPE(%) เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทาง ล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	0.66	3.76	4.88	7.33	10.44	19.44
7.00 - 7.55	7.44	17.49	18.08	22.59	22.48	27.85
8.00 - 8.55	6.10	23.97	39.64	31.03	46.98	30.82
9.00 - 9.55	2.63	13.04	15.05	19.75	23.69	18.24
10.00 - 10.55	1.09	7.35	4.44	5.51	9.45	3.57
11.00 - 11.55	0.85	6.04	5.56	3.46	10.36	8.06
12.00 - 12.55	0.73	3.29	3.76	4.86	8.48	5.70
13.00 - 13.55	1.07	3.12	3.44	2.29	4.37	2.88
14.00 - 14.55	0.80	2.17	4.40	6.37	7.16	7.11
15.00 - 15.55	0.34	3.15	3.57	5.45	4.93	7.73
16.00 - 16.55	0.56	2.46	1.95	3.55	4.13	5.44
17.00 - 17.55	0.31	1.83	2.80	5.39	4.17	5.49
18.00 - 18.55	0.61	3.58	3.81	4.69	2.56	4.42
19.00 - 19.55	0.64	3.11	3.58	4.63	5.66	5.88
20.00 - 20.55	0.96	3.68	4.03	5.38	7.38	7.72

21.00 - 21.55	3.25	15.65	26.12	48.78	53.30	66.88
---------------	------	-------	-------	-------	-------	-------

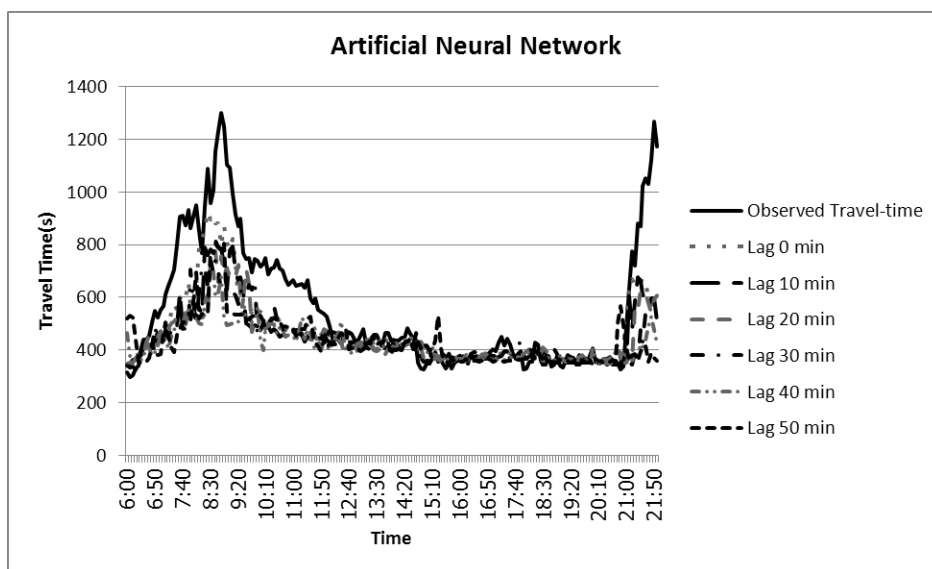
ตาราง 0-22 แสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553 ตามช่วงเวลา

ช่วงเวลา	ค่าความผิดพลาด RMSE เมื่อทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า					
	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
6.00 - 6.55	2.62	14.85	19.49	28.04	41.47	85.91
7.00 - 7.55	43.93	89.81	93.14	107.10	111.07	128.39
8.00 - 8.55	47.60	153.10	227.90	199.83	268.16	178.56
9.00 - 9.55	17.56	78.77	96.45	117.62	119.12	97.90
10.00 - 10.55	5.62	34.57	21.76	27.61	41.51	18.18
11.00 - 11.55	4.04	26.46	24.95	16.09	45.86	36.09
12.00 - 12.55	3.16	13.74	16.05	22.18	36.53	24.67
13.00 - 13.55	4.61	12.74	13.99	9.54	18.06	11.74
14.00 - 14.55	3.35	8.71	18.24	26.61	30.39	30.24
15.00 - 15.55	1.28	11.57	12.96	20.31	18.40	33.25
16.00 - 16.55	2.09	9.12	7.26	13.31	15.05	19.54
17.00 - 17.55	1.17	6.91	10.81	22.19	15.33	19.71
18.00 - 18.55	2.31	13.43	14.89	18.48	9.45	15.98
19.00 - 19.55	2.66	12.30	14.37	18.91	22.78	23.68
20.00 - 20.55	3.78	13.04	14.26	19.21	28.47	38.32
21.00 - 21.55	20.57	76.46	108.85	191.81	212.74	253.13

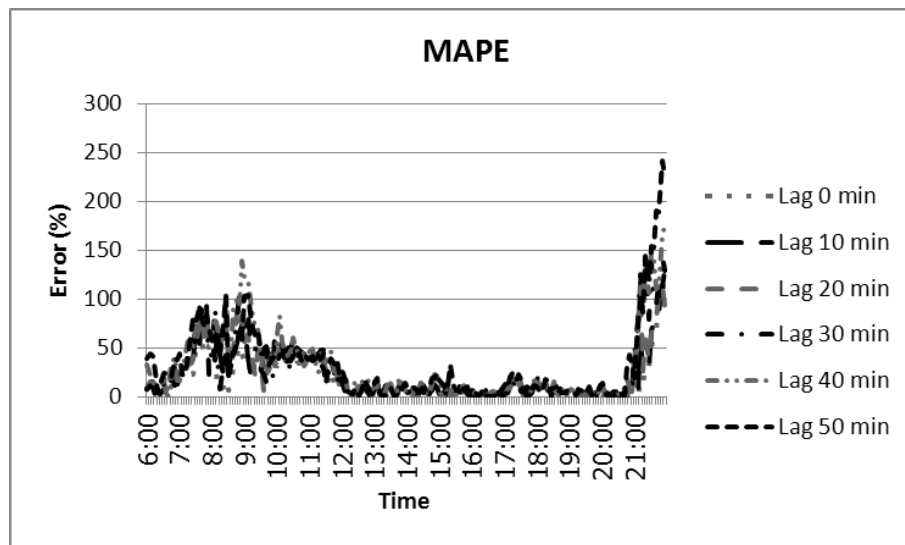
จาก ตาราง 0-8 พบว่าช่วงเวลาที่มีความเป็นไปได้ที่มีการจราจรติดขัดและมีความผันผวนคือช่วงเวลา 8.00 – 9.55 น. และ 21.00 – 21.55 น. ซึ่งส่งผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงเวลานี้ ทำให้ช่วงเวลาดังกล่าวมีค่าการทำนายผิดพลาดมากดังนี้ เมื่อทำนายล่วงหน้า 10

นาที มีค่าความผิดพลาด 23.97% หรือ 153.10 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 20 นาที มีค่าความผิดพลาด 39.64% หรือ 227.90 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 30 นาที มีค่าความผิดพลาด 46.98% หรือ 199.83 วินาที เมื่อทำนายล่วงหน้า 40 นาที มีค่าความผิดพลาด 46.98% หรือ 268.16 วินาที และเมื่อทำนายล่วงหน้า 50 นาที มีค่าความผิดพลาด 66.88% หรือ 253.13 วินาที

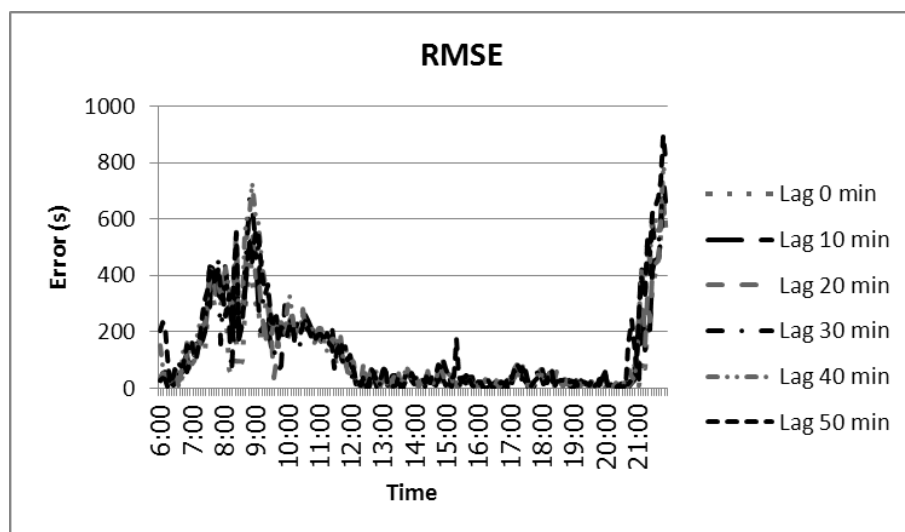
ข) เปรียบเทียบกับระยะเวลาในการเดินทางจริง (Observed Travel Time)



ภาพ 0.22 การเปรียบเทียบทำนายระยะเวลาการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
กับระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.23 ค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ
ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553



ภาพ 0.24 ค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับ
ระยะเวลาในการเดินทางจริงในสถานการณ์จำลอง ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-23 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด MAPE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

MAPE (%)	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	18.12	21.32	24.03	26.96	31.06	31.24
ค่าน้อยที่สุด	0.01	0.45	0.06	0.13	0.03	0.02
ค่ามากที่สุด	123.89	118.24	115.06	149.72	160.75	175.00
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	20.38	23.21	26.92	32.77	38.97	39.23

ตาราง 0-24 ตารางแสดงค่าความผิดพลาด RMSE จากการทำนายระยะเวลาการเดินทางโดย
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

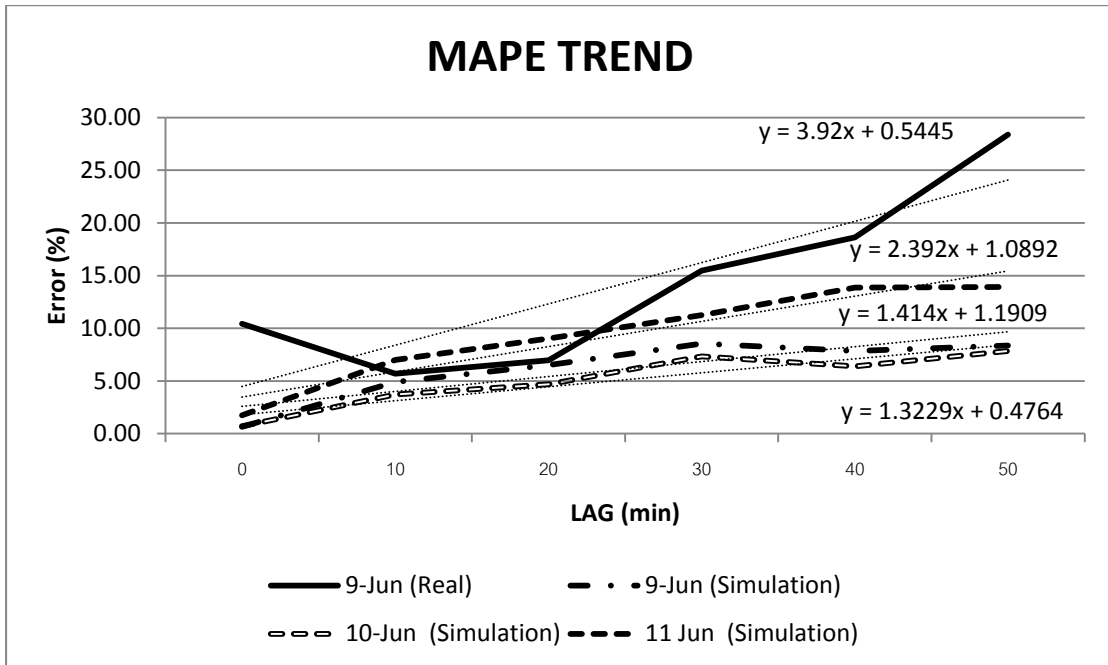
RMSE	0 นาที	10 นาที	20 นาที	30 นาที	40 นาที	50 นาที
ค่าเฉลี่ย	98.37	113.43	122.47	131.88	144.05	144.38
ค่าน้อยที่สุด	0.02	1.56	0.21	0.59	0.11	0.07
ค่ามากที่สุด	700.54	685.91	657.90	779.54	771.82	805.64
ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	125.47	141.01	151.33	170.94	185.81	182.91

การจราจรในวันที่ 11 มิ.ย. 2553 จะมีข้อแตกต่างจากการจราจรในวันที่ 9 และ 10 มิ.ย. ก่อนข้างมาก คือ จะมีช่วงที่การจราจรติดขัดมากในช่วงเวลา 7.00 น. – 11.00 น. และ ช่วงเวลา 21.00 น. – 21.55 น. จากข้อมูลที่น่ามาใช้ในการเรียนรู้ของแบบทดลอง จะไม่มีข้อมูลในวันใดที่มีลักษณะการติดขัดมากและติดขัดในช่วงเวลานี้ ซึ่งจากการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าล่วงหน้าโดยซอฟต์แวร์แมชชีนพบว่ามีความผิดพลาดมากที่สุด สำหรับการ ทำนายระยะเวลาการเดินทางล่วงหน้า 0 นาทีคือ MAPE = 123.89% , RMSE = 700.54 ในการ

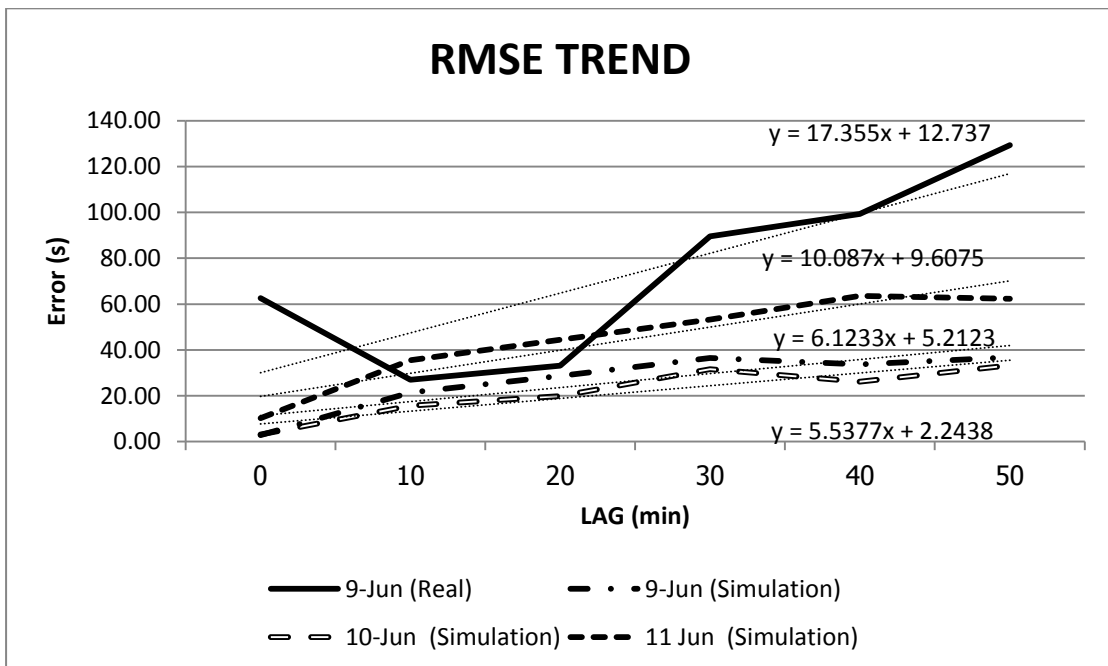
ทำนายระยะเวลาการเดินทาง 10 นาทีคือ MAPE = 118.24%, RMSE = 685.91 ในการทำนาย
ระยะเวลาการเดินทาง 20 นาทีคือ MAPE = 115.06, RMSE = 657.90 ในการทำนาย
ระยะเวลาการเดินทาง 30 นาทีคือ MAPE = 149.22, RMSE = 779.54 ในการทำนาย
ระยะเวลาการเดินทาง 40 นาทีคือ MAPE = 160.75, RMSE = 771.82 ในการทำนาย
ระยะเวลาการเดินทาง 50 นาทีคือ MAPE = 175.00, RMSE = 805.64

7.3.4 ประสิทธิภาพในการทำนายตามระยะเวลาในการทำนยล่งหน้า

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนยนั้น จะเปรียบเทียบโดยใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในแต่ละช่วงเวลาที่ใช้ในการทำนายล่งหน้า โดยจะใช้ค่าความผิดพลาดที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างระยะเวลาในการเดินทางที่ทำนยได้กับระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ และจะสร้างเส้นแนวโน้ม (Trend) จากค่าความผิดพลาดในแต่ละวัน ซึ่งค่าความชันของเส้นแนวโน้มจะแสดงถึงอัตราความผิดพลาดที่จะเพิ่มขึ้นต่อการระยะเวลาในการทำนยล่งหน้า ดังรูป



ภาพ 0.25 แนวโน้มค่าความผิดพลาด MAPE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า



ภาพ 0.26 แนวโน้มค่าความผิดพลาด RMSE ในการทำนายระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า

จากรูปพบว่าในวันที่ 9 มิ.ย. การสถานการณ์จริง เป็นวันที่มีอัตราความผิดพลาดสูงที่สุด และตามด้วยวันที่ 11 มิ.ย, 9 มิ.ย. และ 10 มิ.ย. ในสถานการณ์จำลองตามลำดับ ซึ่งแสดงว่า ลักษณะของข้อมูล ส่งผลต่ออัตราความผิดพลาดในการทำงานของแบบจำลองมากกว่าลักษณะ ความผันผวนของการจราจรบนท้องถนน(ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน) ดังตาราง

ตาราง 0-25 ตารางแสดงความชันของเส้นแนวโน้มของค่าความผิดพลาดในวันต่าง ๆ

	สถานการณ์จริง	สถานการณ์จำลอง		
	9 มิ.ย. 2553	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ความชันของเส้นแนวโน้มของ MAPE	3.92	1.41	1.32	2.39
ความชันของเส้นแนวโน้มของ RMSE	17.36	10.09	6.12	5.54

ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล ในวันทำงาน	125.78	65.27	51.52	143.7
---	--------	-------	-------	-------

7.4 วิเคราะห์และสรุปผลการทำนาย

ในการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีศักยภาพในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางได้ โดยเฉพาะเมื่อนำไปใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางของสถานการณ์จำลอง ซึ่งมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยเพียง 0.5 – 14% แต่เมื่อนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในการทำนายในสถานการณ์จริงพบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยมากถึง 10 – 29% นอกจากนี้ในวันดังกล่าวยังมีแนวโน้มอัตราการทำนายผิดพลาดต่อช่วงเวลาการทำนายล่วงหน้าสูงที่สุดเมื่อเทียบกับวันอื่นๆ สาเหตุอาจเป็นเพราะปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้สถานการณ์จริงนั้นยังไม่เพียงพอต่อการนำไปใช้ในการทำนาย ซึ่งเป็นข้อจำกัดหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการข้อมูลในการเรียนรู้จำนวนมาก (William S. et al., 1998) และในกรณีที่ไม่นับรวมถึงการทำนายในสถานการณ์จริงพบว่าความผันผวนของการจราจรส่งผลถึงประสิทธิภาพในการทำนายระยะเวลาล่วงหน้า กล่าวคือเมื่อวันใดมีความผันผวนของการจราจรมาก ก็จะทำให้อัตราการทำนายผิดพลาดต่อระยะเวลาที่ทำนายล่วงหน้าเพิ่มขึ้น

เมื่อเทียบผลการทำนายกับระยะเวลาที่เดินทางจริง (Observed Travel Time) แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการทำนายเมื่อนำไปใช้จริงพบว่าในวันที่ 11 มิ.ย. 2553 ในสถานการณ์จำลองมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE มากถึง 18% - 31% (ในขณะที่ในวันอื่นๆ นั้นจะมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE ระหว่าง 7% – 17% เท่านั้น) สาเหตุของความผิดพลาดนั้นเนื่องมาจากการประเมินระยะเวลาในการเดินทางไม่ตรงกับความเป็นจริง และแบบจำลองจะทำนายเพื่อให้ได้ผลตามระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ จึงส่งผลให้การทำนายวันนั้นดังกล่าวเกิดความผิดพลาดในการทำนายสูง ทั้งที่จริงแล้ว ในวันที่ 11 มิ.ย. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ ผิดพลาดเฉลี่ย MAPE เพียง 1% - 14% เท่านั้น

บทที่ 8

การเปรียบเทียบการทำนาย

8.1 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการทำนายในแบบจำลองต่าง ๆ

ในการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการทำนายจะเปรียบเทียบระหว่างการทำนายจากแบบจำลองต่างๆ กับ ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้

8.1.1 เปรียบเทียบในสถานการณ์จริง

ตาราง 0-1 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	16.35	16.35	16.35	16.35	16.35	16.35	16.35
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	3.16	4.90	6.42	7.27	8.56	9.21	6.59
โครงข่ายประสาทเทียม	10.42	5.69	6.98	15.48	18.63	28.39	14.26

ตาราง 0-2 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	78.38	78.38	78.38	78.38	78.38	78.38	78.38
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	15.94	24.72	34.92	40.76	45.86	46.63	34.80
โครงข่ายประสาทเทียม	62.55	27.00	33.12	89.54	99.29	129.38	73.48

จากการเปรียบเทียบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในวันที่ 9 มิ.ย. ในสถานการณ์จริงพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ผลการทำนายดีกว่าการใช้ข้อมูลในอดีตและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในทุกกรณีโดยที่ โดยจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 7.67% และจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 38.68 วินาที และเมื่อเปรียบเทียบการใช้ข้อมูลระยะเวลาเดินทางในอดีต ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE น้อยกว่า 9.76% และน้อยกว่าค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE 43.58

8.1.2 เปรียบเทียบในสถานการณ์จำลอง วันที่ 9 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-3 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	6.92	6.92	6.92	6.92	6.92	6.92	6.92
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	0.61	4.51	5.95	6.44	5.66	6.08	4.88
โครงข่ายประสาทเทียม	0.65	4.90	6.51	8.55	7.85	8.37	6.14

ตาราง 0-4 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	29.55	29.55	29.55	29.55	29.55	29.55	29.55
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	2.77	20.92	28.61	30.15	25.48	27.31	22.54
โครงข่ายประสาทเทียม	2.85	21.38	28.63	36.56	33.68	36.75	26.64

จากการเปรียบเทียบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในวันที่ 9 มิ.ย. ในสถานการณ์จำลองพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ผลการทำนายดีกว่าการใช้ข้อมูลในอดีต และมีความใกล้เคียงกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในทุกกรณีโดยที่โดยจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 1.26% และจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 4.1 วินาที และเมื่อเปรียบเทียบการใช้ข้อมูลระยะเวลาเดินทางในอดีต ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE น้อยกว่า 2.04% และน้อยกว่าค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE 7.01

8.1.3 เปรียบเทียบในสถานการณ์จำลอง วันที่ 10 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-5 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	10.75	10.75	10.75	10.75	10.75	10.75	10.75
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	0.63	3.54	4.39	4.47	4.36	5.12	3.75
โครงข่ายประสาทเทียม	0.70	3.71	4.69	7.32	6.38	7.84	5.11

ตาราง 0-6 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	79.49	79.49	79.49	79.49	79.49	79.49	79.49
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	2.88	15.64	19.02	18.83	18.56	21.87	16.14
โครงข่ายประสาทเทียม	3.18	15.66	19.89	31.58	26.14	33.31	21.63

จากการเปรียบเทียบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในวันที่ 10 มิ.ย. ในสถานการณ์จำลองพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ผลการทำนายดีกว่าการใช้ข้อมูลในอดีตและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในทุกกรณีโดยที่ โดยจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 1.36% และจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 5.49 วินาที และเมื่อเปรียบเทียบการใช้ข้อมูลระยะเวลาเดินทางในอดีต ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE น้อยกว่า 7% และน้อยกว่าค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE 63.35

8.1.4 เปรียบเทียบในสถานการณ์จำลอง วันที่ 11 มิ.ย. 2553

ตาราง 0-7 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ MAPE (%) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	16.15	16.15	16.15	16.15	16.15	16.15	16.15
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	1.54	6.62	8.94	11.09	13.32	13.03	9.09
โครงข่ายประสาทเทียม	1.74	6.99	9.02	11.24	13.86	13.92	9.46

ตาราง 0-8 ตารางแสดงค่าความผิดพลาดแบบ RMSE (s) เฉลี่ยในระยะเวลาในการทำนายทำนายล่วงหน้า

ระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า (นาที)	0	10	20	30	40	50	เฉลี่ย
ใช้ข้อมูลจราจรในอดีต	173.00	173.00	173.00	173.00	173.00	173.00	173.00
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	9.67	35.30	44.50	53.22	60.59	59.47	43.79
โครงข่ายประสาทเทียม	10.32	35.50	44.46	53.27	63.65	62.28	44.91

จากการเปรียบเทียบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าในวันที่ 11 มิ.ย. ในสถานการณ์จำลองพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ผลการทำนายดีกว่าการใช้ข้อมูลในอดีตและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในทุกกรณีโดยที่ โดยจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 0.37% และจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE ต่ำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 1.12 วินาที และเมื่อเปรียบเทียบการใช้ข้อมูลระยะเวลาเดินทางในอดีต ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MAPE น้อยกว่า 7.06% และน้อยกว่าค่าเฉลี่ยความผิดพลาด RMSE 129.21

8.1.5 วิเคราะห์และสรุปผล

ในสถานการณ์จริง ประสิทธิภาพในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ดีกว่าการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อวิเคราะห์จากค่าความผิดพลาดเฉลี่ยแบบ MAPE และ RMSE การทำนายโดยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีค่าความผิดพลาดต่ำกว่าถึง 7.67% หรือ 38.68 วินาที ตามลำดับ ในขณะที่ในสถานการณ์จำลอง ประสิทธิภาพในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเมื่อเทียบการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE และ RMSE ต่ำกว่า โดยอยู่ในช่วง 0.3% – 1.4 % และนอกจากนี้เมื่อเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากผลการทำนายโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตพบว่าการใช้ข้อมูลในอดีตมีประสิทธิภาพดีกว่าตั้งแต่การทำนายระยะเวลาล่วงหน้า 40 นาทีเป็นต้นไป แสดงว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมไม่เหมาะที่จะนำมาใช้ในการทำนายล่วงหน้าที่ในสถานการณ์จริง

8.2 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการทำนายจากระยะเวลาในการทำนวล่วงหน้า

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนวล่วงหน้านั้น วัดจากอัตราการเพิ่มขึ้นของแนวโน้มค่าความผิดพลาดต่อระยะเวลาที่เพิ่มขึ้น ซึ่งจะเปรียบเทียบเฉพาะแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเนื่องจากระยะเวลาการทำนวล่วงหน้านั้นไม่มีผลต่อการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ระยะเวลาในการเดินทางในอดีต

ตาราง 0-9 เปรียบเทียบอัตราการเพิ่มขึ้นของค่าความผิดพลาด MAPE ต่อระยะเวลาการทำนายล่วงหน้า

MAPE	สถานการณ์ที่ 1	สถานการณ์ที่ 2		
	9 มิ.ย. 2553	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	1.2	0.9	0.71	2.28
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	6.36	3.94	2.96	9.53

ตาราง 0-10 เปรียบเทียบอัตราการเพิ่มขึ้นของค่าความผิดพลาด RMSE ต่อระยะเวลาการทำนายล่วงหน้า

RMSE	สถานการณ์ที่ 1	สถานการณ์ที่ 2		
	9 มิ.ย. 2553	9 มิ.ย. 2553	10 มิ.ย. 2553	11 มิ.ย. 2553
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	3.92	1.41	1.32	2.39
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	17.36	10.09	6.12	5.54

จากตารางพบว่าแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีค่าอัตราการทำนายผิดพลาดต่อระยะเวลาน้อยกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในทุกกรณีซึ่งแสดงให้เห็นถึงแนวโน้มที่ความผิดพลาดที่จะเพิ่มขึ้นเมื่อทำนายในระยะเวลาล่วงหน้าที่ไกลออกไป ซึ่งการนำ

แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนไปใช้ในที่นั้นมีแนวโน้มเกิดค่าความผิดพลาดในการทำนาย
ต่ำกว่าการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 9

สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

9.1 อภิปรายและสรุปผลการศึกษา

ในงานวิจัยฉบับนี้ ผู้เขียนได้ศึกษาการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าบนถนนที่ไม่จำกัดความเร็วโดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม, การทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีต โดยใช้ข้อมูลจากกล้อง CCTV, DVR และการจำลองการจราจร บนถนนเฉลิมมหานคร ซึ่งจะแบ่งการทำนายออกเป็น 2 สถานการณ์ได้แก่ 1. สถานการณ์จริง ซึ่งเป็นการใช้ข้อมูลจากกล้อง CCTV และ DVR และ 2. สถานการณ์จำลอง และช่วงระยะเวลาที่ใช้ในการทำนายล่วงหน้าคือ ทุกๆ 10 นาที ตั้งแต่ 0 – 50 นาที

การเรียนรู้ของแบบจำลองต่างๆ นั้นจะเรียนรู้จากชุดข้อมูลเดียวกันได้แก่ ความเร็ว, ปริมาตรต่อนาที, ความเร็วก่อนขณะทำนาย 5 นาที, ความเร็วก่อนขณะทำนาย 10 นาที, ปริมาตรต่อนาทีก่อนขณะทำนาย 5 นาที, ปริมาตรต่อนาทีก่อนขณะทำนาย 10 นาที และเวลา ณ ขณะทำนาย โดยในการเรียนรู้จะเป็นการเรียนรู้เพื่อไปทำนายระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time)

ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้า จะเปรียบเทียบผลการทำนายกับระยะเวลาในการเดินทาง 2 แบบคือ 1. ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time) และ 2. ระยะเวลาในการเดินทางที่เกิดขึ้นจริง (Observed Travel Time) ในการเปรียบเทียบผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางนั้น การเปรียบเทียบกับระยะเวลาที่ประเมินได้ (Estimated Travel Time) จะแสดงถึงประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง เนื่องจากในการเรียนรู้จะเรียนรู้จากระยะเวลาที่ประเมินได้ ในการทำนายแบบจำลองก็จะทำนายข้อมูลชนิดเดียวกัน ส่วนการเปรียบเทียบกับระยะเวลาที่เดินทางจริง (Observed Travel Time) นั้น เพื่อให้เห็นถึงประสิทธิภาพในกรณีที่นำผลการทำนายไปใช้จริง

ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางโดยใช้ข้อมูลในอดีตสามารถนำมาใช้ในการทำนายได้ดีโดยเฉพาะในช่วงที่จราจรไหลลื่น ซึ่งหากในวันที่มีความผันผวนของการจราจรมาก

ก็จะทำให้การทำนายผิดพลาด วิธีนี้จึงเหมาะกับการทำนายถนนที่มีการจราจรที่ไม่ผันผวนนัก และมีลักษณะรูปแบบซ้ำๆ กันทุกวัน ในการทดสอบการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตในงานวิจัยนี้มีค่าผิดพลาดเฉลี่ย MAPE ตั้งแต่ 10 – 16% การทำนาย อย่างไรก็ตามการใช้ข้อมูลในอดีตทำนายยังมีค่าความผิดพลาดอยู่มาก เมื่อเทียบกับการทำนายโดยใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถทำนายระยะเวลาในการเดินทางได้ดีที่สุดในสถานการณ์จริงและสถานการณ์จำลอง โดยมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ 0.5 – 14% โดยที่ ความผันผวนของจราจรและ ระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า เป็นปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพการทำนาย โดยที่เมื่อการจราจรมีความผันผวนมากขึ้น ความผิดพลาดในการทำนายก็จะเพิ่มขึ้น และเมื่อเพิ่มระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้า ความผิดพลาดก็จะเพิ่มขึ้นเช่นกัน นอกจากนี้ความผันผวนของการจราจรยังส่งผลต่อการอัตราการเกิดความผิดพลาดในการทำนายต่อระยะเวลาที่ทำนายล่วงหน้าซึ่งหากมีความผันผวนมาก อัตราการทำนายผิดพลาดก็จะเพิ่มขึ้นเช่นกัน ในส่วนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นในสถานการณ์จำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายใกล้เคียงกับแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนคือ มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 0.5 – 14% และความผันผวนของการจราจรและระยะเวลาในการทำนายล่วงหน้าก็เป็นปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการทำนายเช่นเดียวกับแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน แต่เมื่อนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จริงพบว่ามีค่าความผิดพลาดมากกว่าเมื่อเทียบกับการทำนายโดยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยที่ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE มากกว่าถึง 7.67% และนอกจากนี้การทำนายยังเริ่มมีความผิดพลาดในการทำนายมากกว่าการทำนายโดยใช้ข้อมูลในอดีตตั้งแต่การทำนายระยะเวลาในการเดินทางล่วงหน้าวันที่ 40 สาเหตุของการทำนายผิดพลาดอาจเนื่องมาจากข้อมูลในการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นอาจยังไม่เพียงพอ เนื่องจากแบบจำลองนี้ต้องการข้อมูลจำนวนมากใช้ในการเรียนรู้ (William S. et al., 1998) ซึ่งในขณะที่แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้นสามารถมีประสิทธิภาพทำนายได้ดีในข้อมูลที่มีความแปรปรวนมาก (L. D. Vanajakshi, 2004) ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบความแปรปรวนของข้อมูลในสถานการณ์จำลอง $sd = 90.14$ และข้อมูลในสถานการณ์จริง $sd = 153.93$ พบว่าค่าความแปรปรวนของข้อมูลในสถานการณ์จริงมีค่ามากกว่า ด้วยเหตุผลดังที่กล่าวมา อาจจะเป็นปัจจัยหนึ่งที่ทำให้เกิดความแตกต่างในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในสถานการณ์จริงของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การเปรียบเทียบผลการทำนายกับระยะเวลาในการเดินทางจริง นั้นทำเพื่อให้เห็นประสิทธิภาพของการทำนายนำไปใช้ทำนายจริงเท่านั้น ค่าความผิดพลาดในการทำนายไม่สามารถนำไปใช้บ่งบอกได้โดยตรงว่าแบบจำลองใดดีกว่าแบบจำลองใด อย่างไรก็ตามเมื่อนำผลการทำนายจากแบบจำลองต่างๆ มาเปรียบเทียบระยะเวลาในการเดินทางจริงแล้วพบว่าการใช้ข้อมูลในอดีตมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย MAPE 10 – 23% แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 6 – 32% และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 7 – 41% ซึ่งปัจจัยหนึ่งที่ทำให้เกิดค่าความผิดพลาดนั้น เกิดการประสิทธิภาพในการประเมินระยะเวลาในการเดินทางยังไม่สามารถประเมินระยะเวลาในการเดินทางจริงได้ดีเท่าที่ควร โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงที่การจราจรติดขัด

9.2 ข้อเสนอแนะ

อย่างไรก็ตามงานวิจัยฉบับนี้ยังสามารถนำไปพัฒนาเป็นรูปแบบงานวิจัยได้อีกหลายมิติ เพื่อปรับปรุงข้อจำกัดในประเด็นต่างๆ เพื่อให้ได้ผลการทำนายระยะเวลาในการเดินทางระยะเวลาในการเดินทางที่ถูกต้องและแม่นยำมากยิ่งขึ้น ดังในประเด็นตัวอย่างต่อไปนี้

1. แม้งานวิจัยนี้จะทดสอบประสิทธิภาพในการทำนาย โดยใช้ข้อมูลระยะเวลาในการเดินทางในหลายๆ สถานการณ์ แต่ว่าส่วนใหญ่จะเป็นข้อมูลที่เกิดจากการจำลองจราจร (Simulation) โดยข้อมูลที่เก็บข้อมูลได้จากกล้องจราจร มีเพียง 1 วัน เนื่องมาจากข้อจำกัดทางด้านข้อมูล ซึ่งหากมีข้อมูลจริงในการทดสอบมากขึ้น ก็จะทำให้ผลการศึกษามีความน่าเชื่อถือมากขึ้น
2. งานวิจัยนี้ศึกษาโดยใช้ข้อมูลจากถนนเพียงสายเดียว ซึ่งหากสามารถนำไปทดสอบการทำนายบนถนนสายอื่นๆ ก็จะทำให้งานวิจัยมีความน่าเชื่อถือมากขึ้น
3. ในงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนทำนาย โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการใช้ข้อมูลในอดีตเท่านั้น ซึ่งยังมีวิธีอื่น ๆ ที่สามารถนำไปใช้ในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางได้เช่นกัน

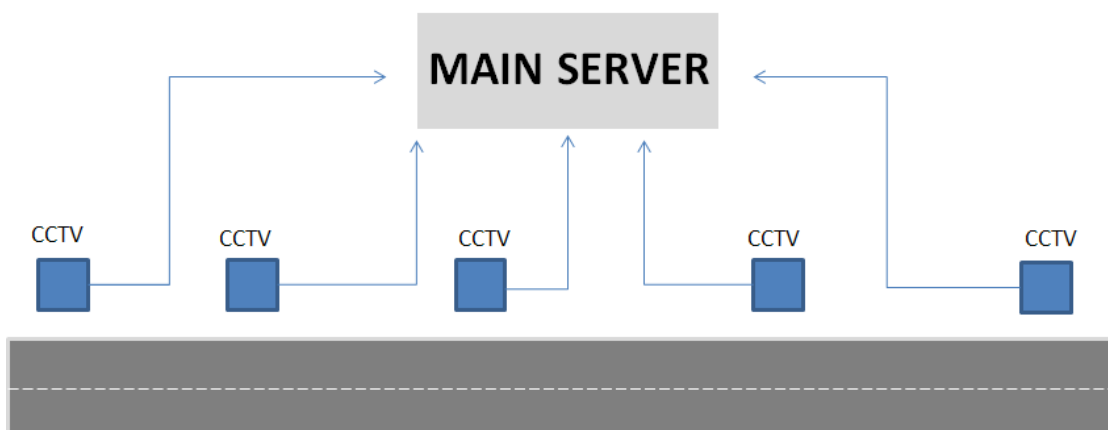
4. ประสิทธิภาพในการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในช่วงที่การจราจรมีความผันผวนนั้นทำได้ไม่ดีเท่าในช่วงของการจราจรในช่วงที่มีความไหลลื่น ซึ่งถ้าหากปรับปรุงการทำนายในส่วนนี้ได้ก็จะทำให้การทำนายมีประสิทธิภาพดีมากขึ้น
5. ในการเรียนรู้ของแบบจำลองจะใช้ระยะเวลาในการเดินทางที่ประเมินได้ในการเรียนรู้ หากข้อมูลนี้มีความแม่นยำ ก็จะทำให้ผลการทำนายมีความแม่นยำมากขึ้น

9.3 การนำไปใช้จริง

การนำไปใช้จริงสามารถทำได้ในเวลาจริง (Real Time) ซึ่งการทำนายระยะเวลาในการเดินทางในแต่ละครั้งนั้น ซึ่งใช้เวลาประมาณ 3 – 15 วินาที ในการทำนายบน CPU Intel Pentium 4 ความเร็ว 3 GHz

9.3.1 การติดตั้งฮาร์ดแวร์

การติดตั้งฮาร์ดแวร์นั้นมีเพียงเซิร์ฟเวอร์หลักที่ทำหน้าที่จะคอยรับข้อมูลและทำนายผลจากกล้อง CCTV หรือจะเป็นเครื่องตรวจจับ (Detector) อื่นๆ ก็ได้เช่นกัน โดยมีรูปแบบการติดตั้งฮาร์ดแวร์ดังนี้



ภาพ 0.1 รูปแบบการติดตั้งฮาร์ดแวร์

9.3.2 การทำนายระยะเวลาในการเดินโดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ก) การเตรียมพร้อมก่อนทำนาย

ก่อนที่จะทำนายในครั้งแรกนั้นจำเป็นจะต้องเรียนรู้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อที่จะนำแบบจำลองนี้ไปใช้ในการทำนายจริง ซึ่งจะทำการขั้นตอนนี้เพียงครั้งเดียว

ข) ข้อมูลอินพุตในการทำนาย

ในกรณีที่ข้อมูลอินพุตที่ได้จากกล้อง CCTV นั้นไม่ตรงกับรูปแบบอินพุตที่ใช้ในการทำนายของแบบจำลองจึงจำเป็นต้องประมวลผลข้อมูลก่อน เช่น หากกล้อง CCTV ส่งข้อมูลเป็นเวลาที่รวดเร็วในแต่ละคัน ซึ่งจำเป็นต้องประมวลผลเป็นปริมาณต่อเวลา (นาทีก)

9.3.3 การปรับปรุงประสิทธิภาพในการทำนาย

ก) ทางด้านฮาร์ดแวร์

หากระบบฮาร์ดแวร์สามารถบันทึกข้อมูลการจราจรได้อย่างแม่นยำ ก็จะส่งผลช่วยให้ข้อมูลที่นำมาใช้การทำนายแม่นยำ และจะทำให้การทำนายมีประสิทธิภาพมากขึ้น

ข) ด้านซอฟต์แวร์

หากข้อมูลในการเรียนรู้ของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้นไม่เพียงพอ ซึ่งทำให้การทำนายไม่แม่นยำ สามารถปรับปรุงได้โดยการสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใหม่ โดยใช้ข้อมูลในการเรียนรู้ชุดใหม่

รายการอ้างอิง

- Boyce, D. Roupail, N. Kirson, A., Estimation and measurement of link travel times in the ADVANCE project, Vehicle Navigation and Information Systems Conference, Proceedings of the IEEE-IEE, 1993.
- Cherrett, T. J., Bell, H. A., and Mc Donald, M. , The use of SCOOT type single-loop detectors to measure speed, journey time and queue status on non- SCOOT controlled links., 8th Int. Conf. on Road Traffic Monitoring and Control, 23-25. 1996.
- Chien, S. I. J., and Kuchipudi, C. M., Dynamic travel time prediction with real-time and historical data, Presented at the 81st TRB Annual Meeting, Transportation Research Board, Washington D. C., 2002.
- Chien-Hung Wei and Ying Lee, Development of Freeway Travel Time Forecasting Models by Integrating Different Sources of Traffic Data, IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY, VOL. 56, NO. 6, NOVEMBER 2007.
- Chih-Wei Hsu Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, A Practical Guide to Support Vector Classification [online].2003. Available from <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>. [2012, April 10]
- Chun-Hsin Wu Jan-Ming Ho and D.T. LEE, Travel-Time Prediction With Support Vector Regression, IEEE transactions on Intelligent Transportation Systems. Vol. 5. No. 3. September 2004.
- D'Angelo, M. P., Al-Deek, H. M., and Wang, M. C., Travel time prediction for freeway corridors. Transp. Res. Rec. 1676, Transportation Research Board, Washington, D.C., 1998.

Dharia, A., and Adeli, H., Neural network model for rapid forecasting of freeway link travel time. , Engineering. Applications of Artificial Intelligence. 16(7-8), 2003: 617-613.

Dougherty, M. A review of neural networks applied to transport, Transportation Research Board. 1995.

Dr.ir. H.J.M. van Grol, Hague Consulting Group, The Netherlands, dr. M. Danech-Pajouh, INRETS, France, dr. S. Manfredi, CSST, Italy, dr. J. Whittaker, University of Lancaster, United Kingdom, DACCORD : On-Line Travel Time Predictions ,8th WCTR. 1998.

Guozhen Tan Wenjiang Yuan and Hao ding, Traffic Flow Prediction Based on Generalized Neural Network, IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Washington D.C. USA, October 3-6. 2004.

G. Huisken and E. V. Berkum, "Short-time travel time prediction using data from detection loops," in Proc. 9thITS World Congr., Chicago, IL, 2002.

High Way Capacity Manual 2000, Transportation Research Board. 2000.

H. Dia, An object-oriented neural network approach to short-term traffic forecasting, European Journal of Operational Research. 2001.

Huang hong-qiong and Tang tian-hao , Short-term Traffic Flow Forecasting Based on ARIMA-ANN, IEEE International Conference on Control and Automation. Guangzhou, CHINA. 2007.

Hong-En LIN, Michal A P Taylor, Rocco ZITOA, Review of travel-time Prediction in Transport and Logistic, Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies. Vol 5, 2005: 1433-1448.

Huisken, G., and van Berkum, E., Short-term travel time prediction using data from induction loops. 9th World Congress on Intelligent Transport Systems. Chicago, Illinois. 2002.

Iwasaki, M., and Shirao, K, A short term prediction of traffic fluctuations using pseudo traffic patterns., 3rd World Congress on Intelligent Transport Systems Conference, Orlando, Florida. 1996.

Ishak, S., and Al- Deek, H. , Performance evaluation of short term time series traffic prediction model. Journal of Transp. Engineering., ASCE. 2002.

JG Wardrop , Some theoretical aspects of road traffic research. Proceedings of the Institute of Civil Engineers. part II. 1952.

Jiann-Shiou Yang, A Study of Travel Time Modeling via Time Series Analysis, IEEE Conference on Control Application. August 28-31. 2005.

John Rice and Erik van Zwet, A Simple and Effective Method for Predicting Travel Times on Freeways, IEEE transactions on Intelligent Transportation Systems. Vol. 5, No. 3, September 2004.

J.W.C. van Lint, Reliable Travel Time Prediction for Freeways, Trail Thesis Series no. T2004/3, The Netherlands TRAIL Research School. May 2004.

- L. D. Vanajakshi, Estimation and prediction of travel time from loop detector data for intelligent transportation systems applications, Dissertation. Texas A&M University 2004.
- Matsui, H., and Fujita, M. , Travel time prediction for freeway traffic information by neural network driven fuzzy reasoning., in Neural networks in transp. Applications. Ashgate Publishers, Burlington, Vermont. 1998: 355-364.
- Mei Chen and Steven Chien, Determining the Number of Probe Vehicles for Freeway Travel time Estimation Using Microscopic Simulation, Transportation Research Record. 2000.
- Nanthawichit, C., Nakatsuji, T., and Suzuki, H., Application of probe vehicle data for real-time traffic state estimation and short term travel time prediction on a freeway. Presented at the 82nd Annual Meeting, Transportation Research Board. Washington D.C., 2003.
- Oda, T., An algorithm for prediction of travel time using vehicle sensor data. In: Third International Conference On Road Traffic Control. Institute of Electrical Engineers, 1990: 40-44.
- Ohba, Y., Koyama, T., and Shimada, S., Online learning type of traveling time prediction model in expressway. IEEE Conf. on Intelligent Transp. Systems, Boston, Massachusetts, 1994: 350-355.
- Park, D., and Rilett, L. R., Forecasting multiple period freeway link travel times using modular neural networks, Transportation Research Board. Washington, D.C., 1998: 163-170.

Park, D., and Rilett, L. R., Forecasting freeway link travel times with a multi-layer feed forward neural network, Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering. 14. 1999: 357- 367.

Rice and Zhang, Short-Term Travel Time Prediction Using A Time-Varying Coefficient Linear Model, Transportation Research Part C. 2003.

R. Wang and H. Nakamura, "Short term prediction works in traffic engineering: The state-of-the-art," in Proc. 9thITS World Congr., Chicago, IL,2002.

Saito, M., and Watanabe, T. , Prediction and Dissemination system for travel time utilizing vehicle detectors., Proc. of the 2nd World Congress on Intelligent Transp. Systems conference. Yokohama, Japan. 1995.

Shbaklo, S., Bhat, C., Koppelman, F., Li, J., Thakuriah, P., Sen, A., and Roupail, N. , Short-Term Travel Time Prediction. ADVANCE Project Report TRF-TT-01. Illinois University Transportation Research Consortium. 1992.

Thakuriah, P., Sen, A., Bhat, C.R., and Koppelman, F.S., Data Needs for Short-Term Travel Time Forecasting, ADVANCE Technical Report TRF-TT-04. October 1992.

Van Lint, J. W. C., Hoogendoorn, S. P., and van Zuylen, H. J., Freeway travel time prediction with state space neural networks., Presented at the 81st TRB Annual Meeting , Transportation Research Board. Washington D. C. 2002.

Volodymyr Turchenko and Viktor Demchuk, Neural-Based Vehicle Travel Time Prediction Noised by Different Influence Factors, TCSET Ukraine. 2006.

William Silvert and Martim Baptist, Int. Workshop on Applications of Artificial Neural Networks to Ecological Modelling, Toulouse, France, 14-17 Dec. 1998.

Xi-Huai Wang and Jian-Mei Xiao, A Radial Basis Function Neural Network Approach to Traffic Flow Forecast , IEEE. 2003.

Yang Yue, Anthony G. O. Yeh, Yan Zhuang, Prediction Time Horizon and Effectiveness of Real-time Data on Short-term Traffic Predictability, Intelligent transportation Systems Conference.2007.

Yasui, K., Ikenoue, K., and Takeuchi H, Use of AVI information linked up with detector output in travel time prediction and O-D flow estimation., Proc. of the 2nd World Congress on Intelligent Transp. Systems. Yokohama, Japan. 1995.

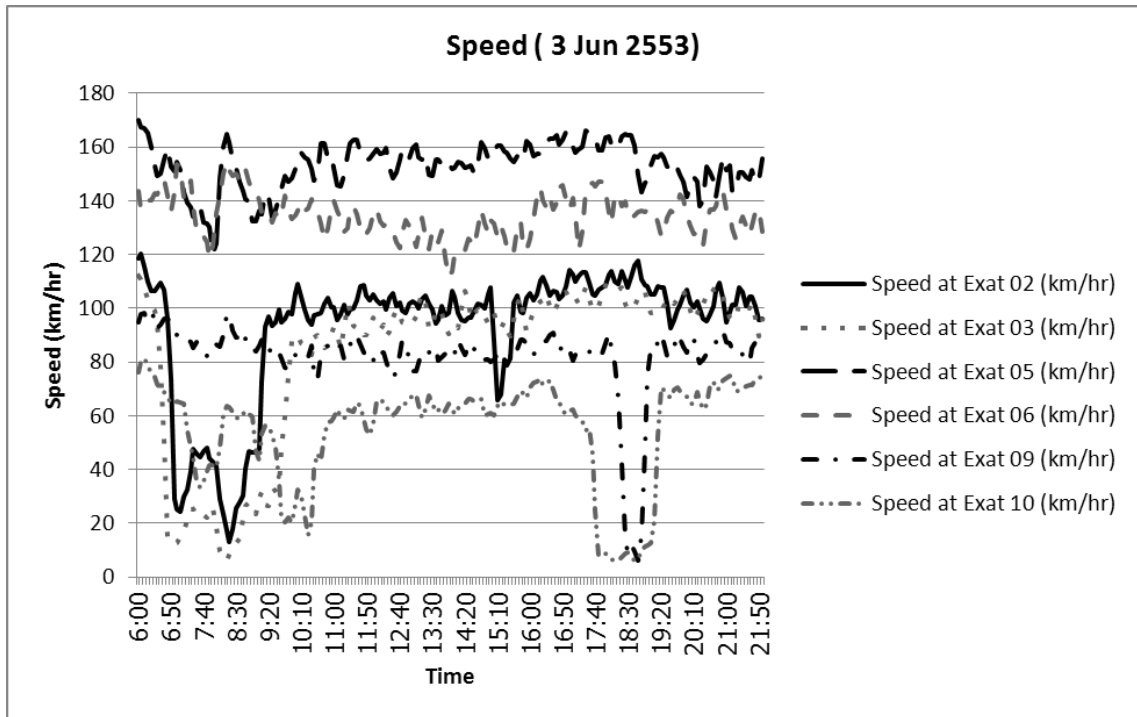
You, J., and Kim, T. J., Development of hybrid travel time forecasting model. Transp. Research C. 8, 2000: 231-256.

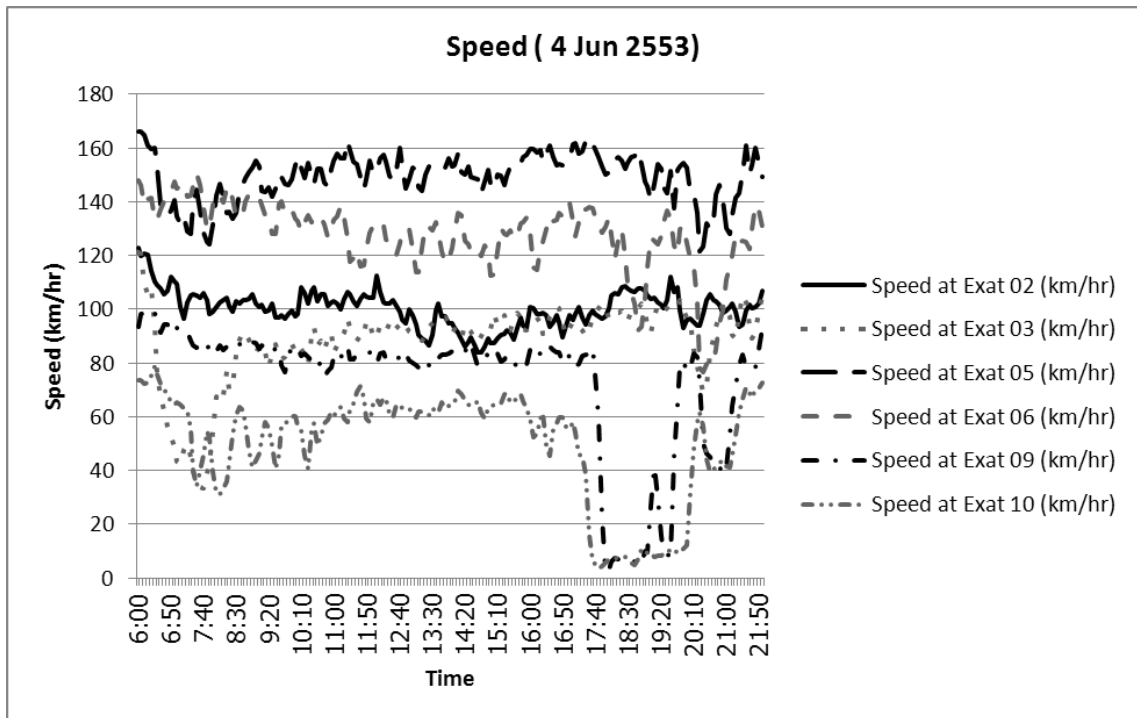
Zhu, F., Locations of AVI system and travel time forecasting. Master's Thesis, Department of Civil Engineering, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia. 2000.

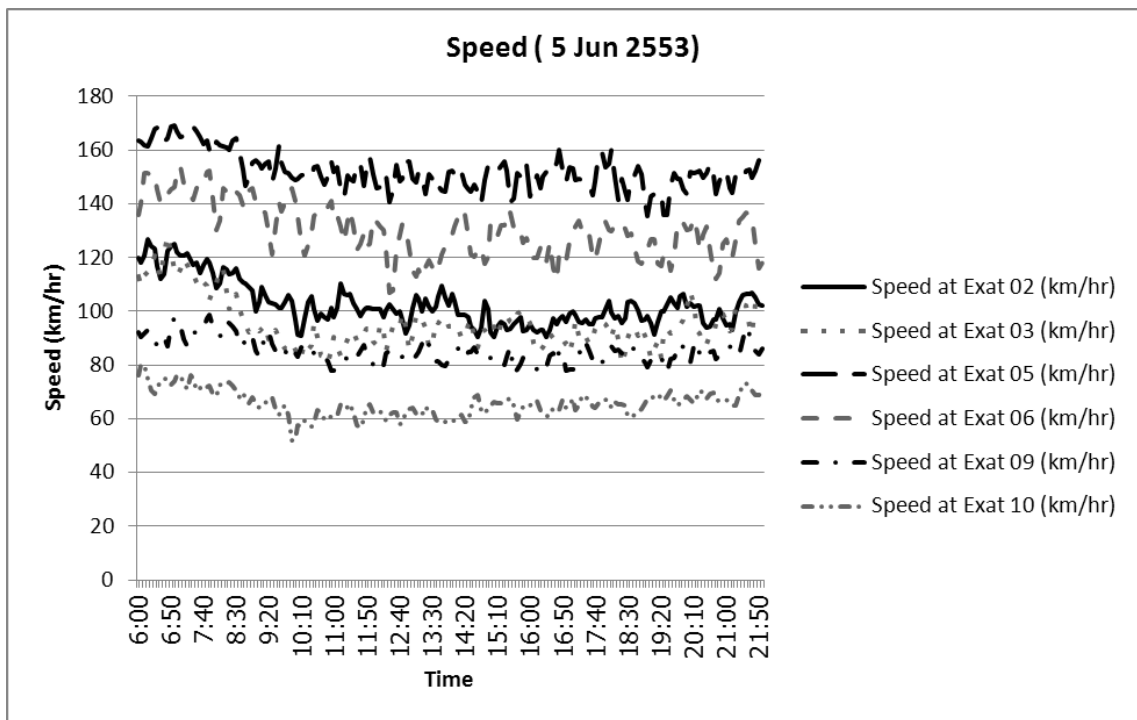
ภาคผนวก

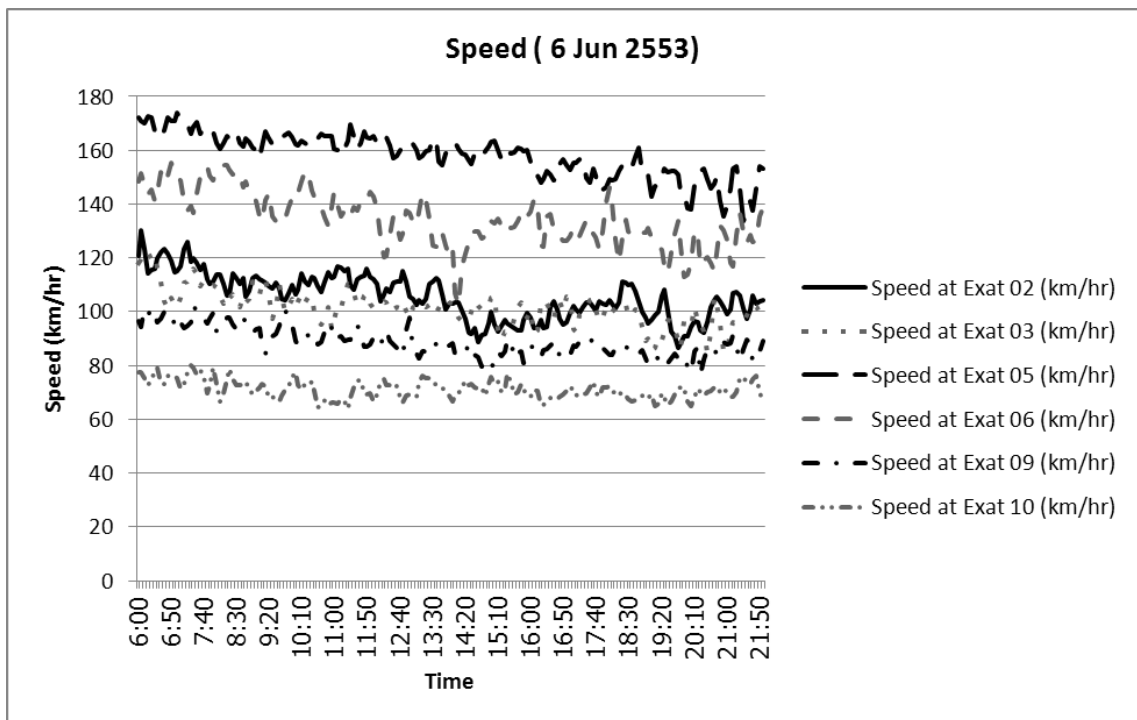
ภาคผนวก ก
ข้อมูลที่ประมวลผลได้จากกล้อง CCTV

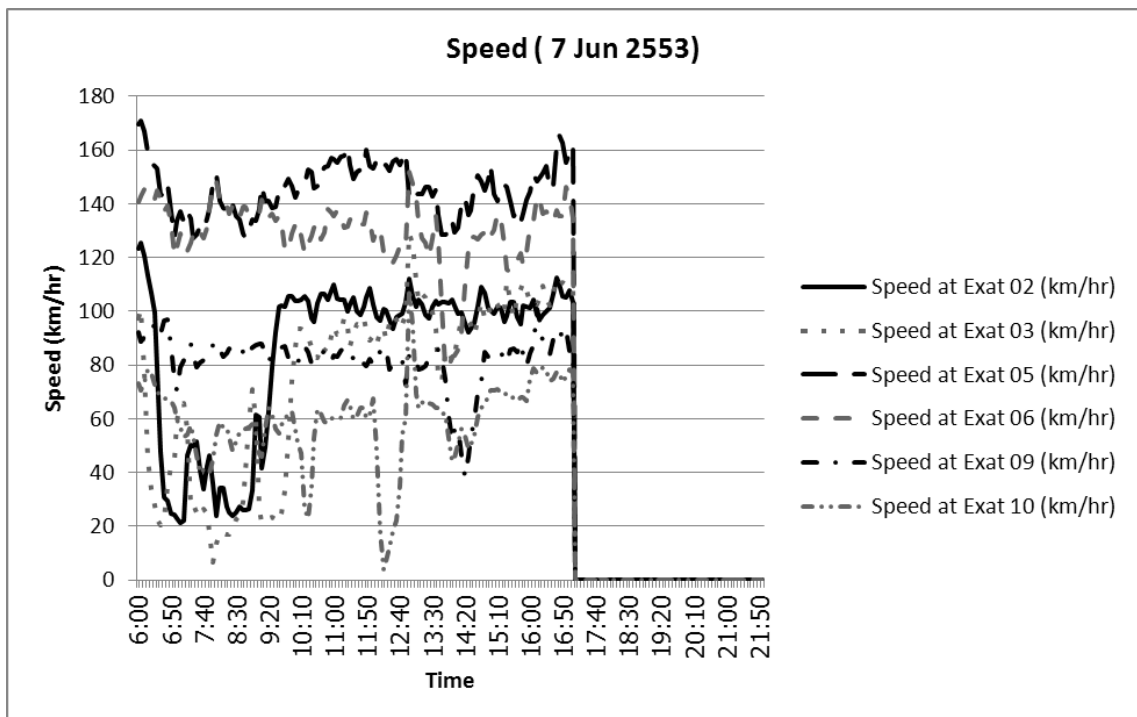
ความเร็วเฉลี่ย (Time mean speed)

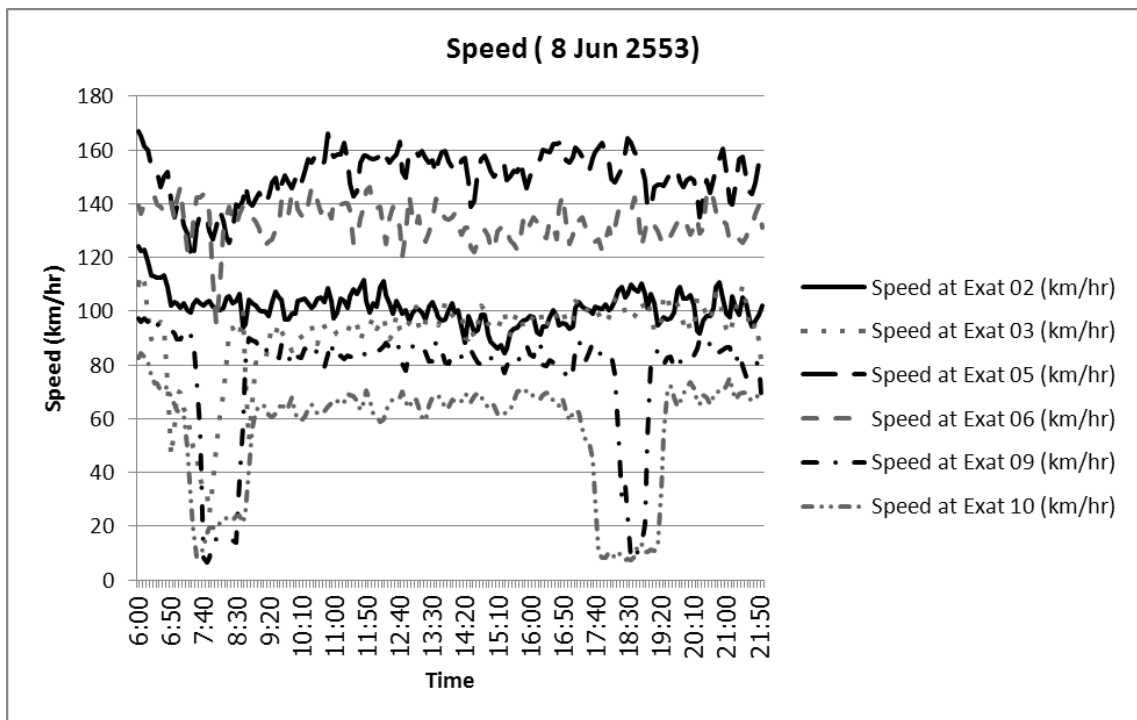


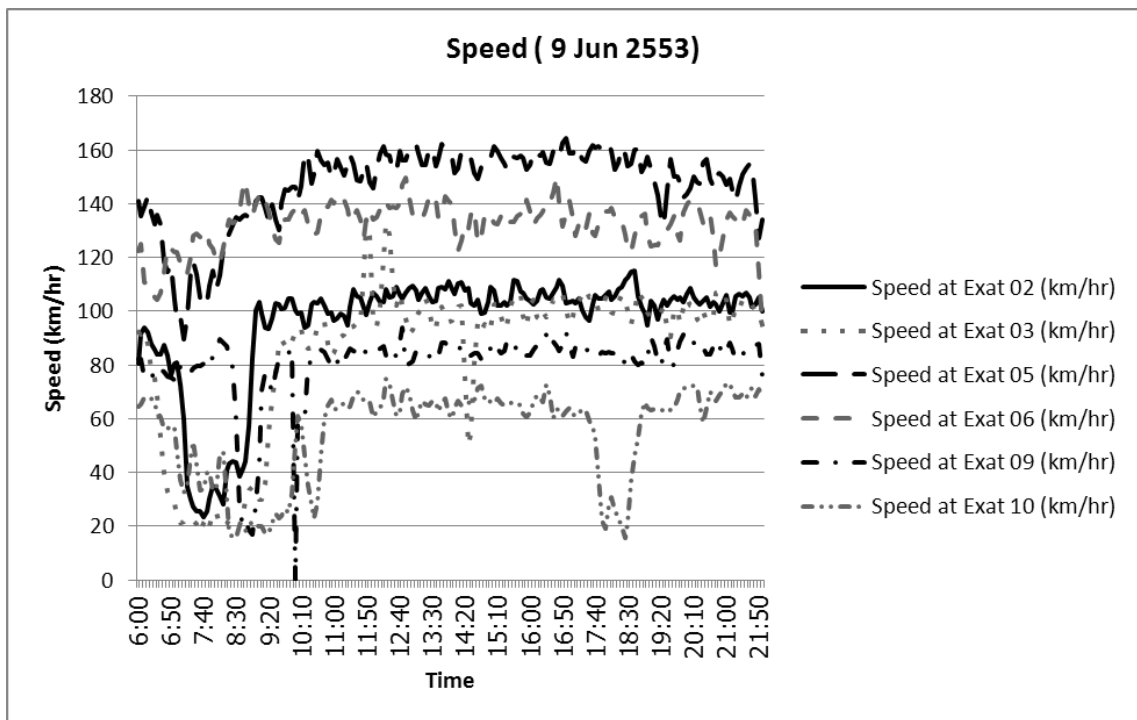


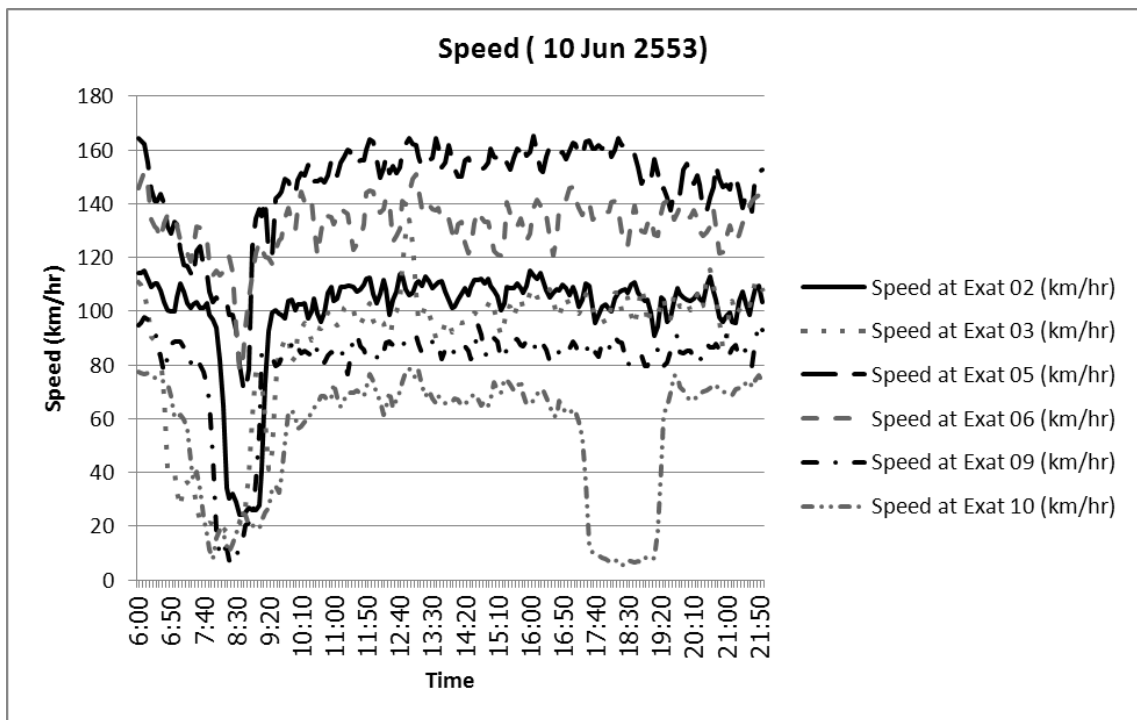


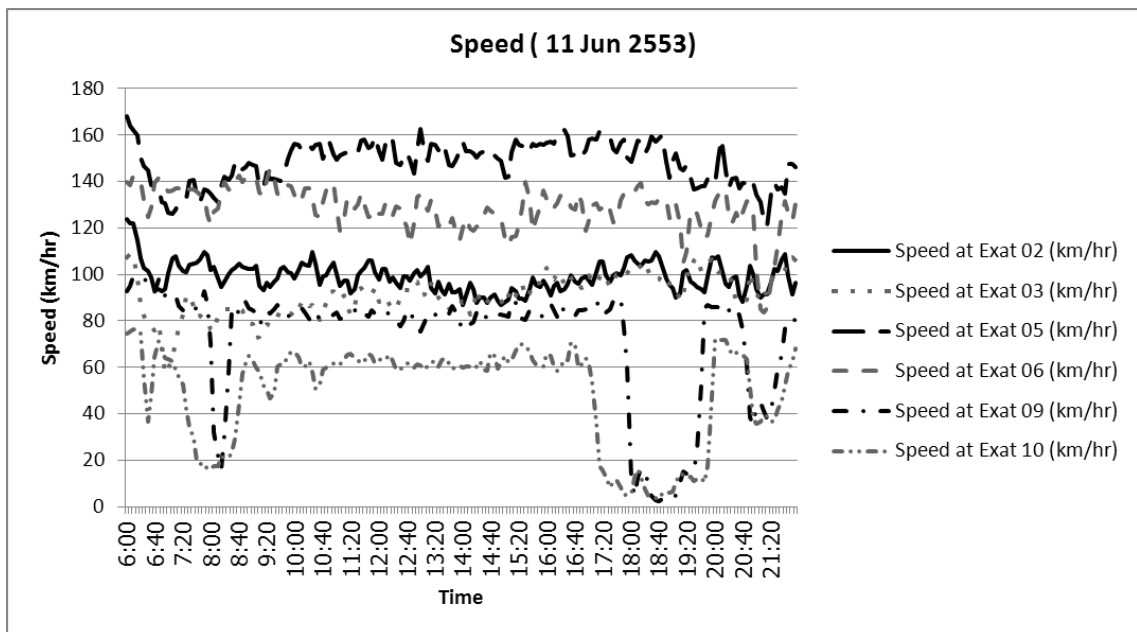




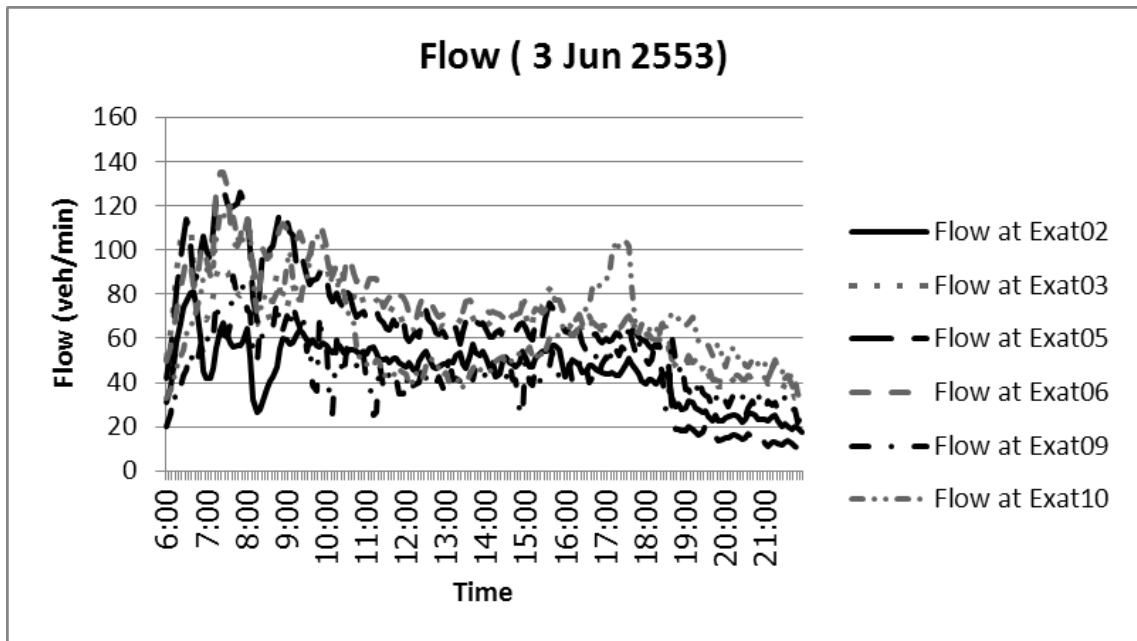


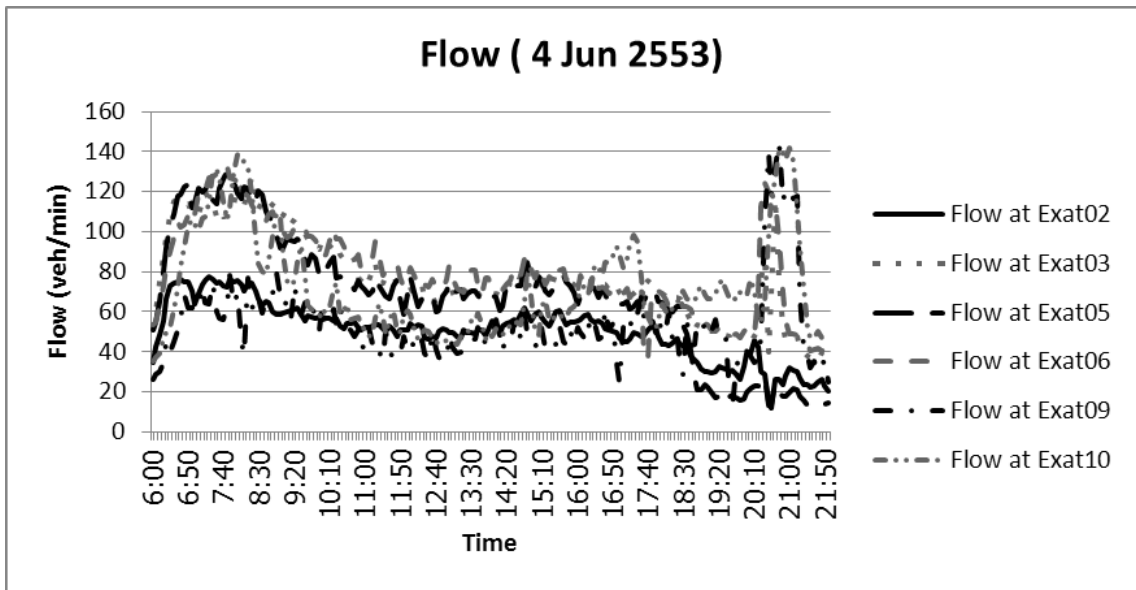


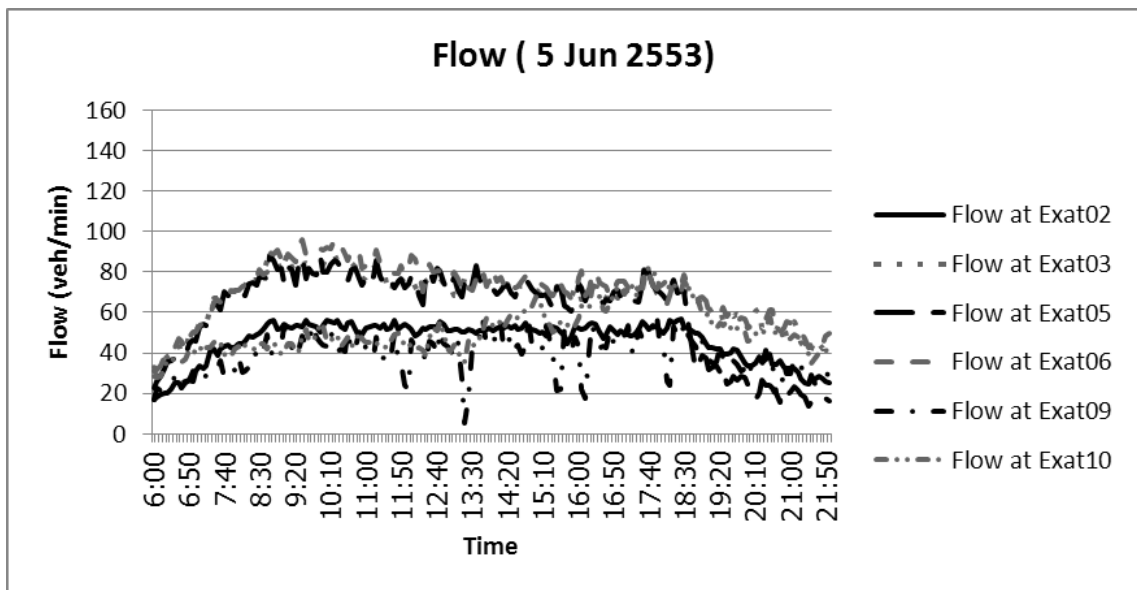


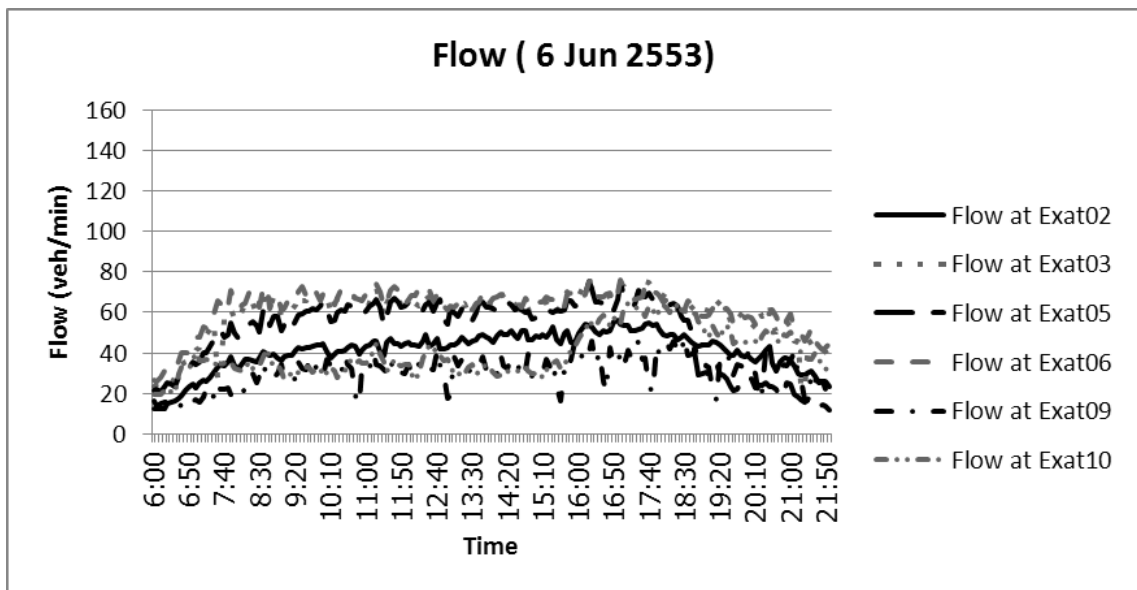


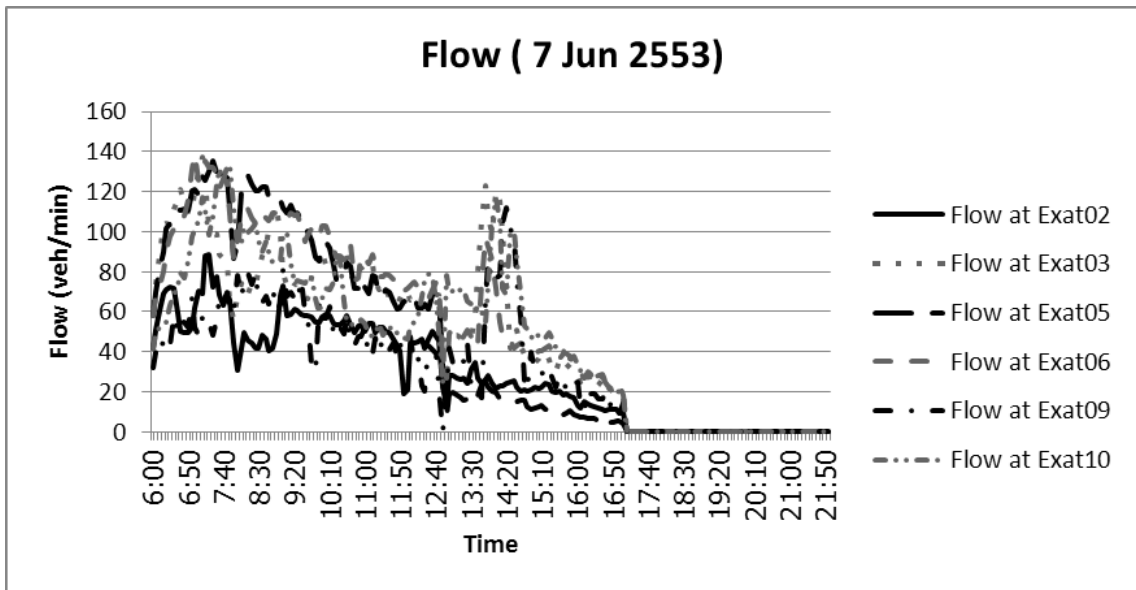
ปริมาณรถต่อเวลา

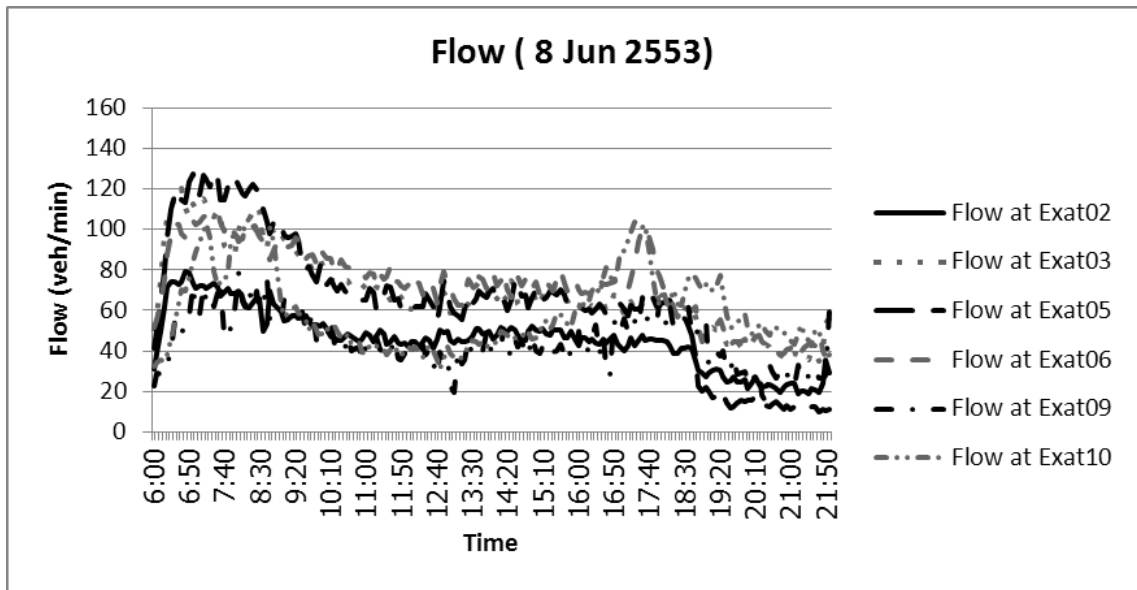


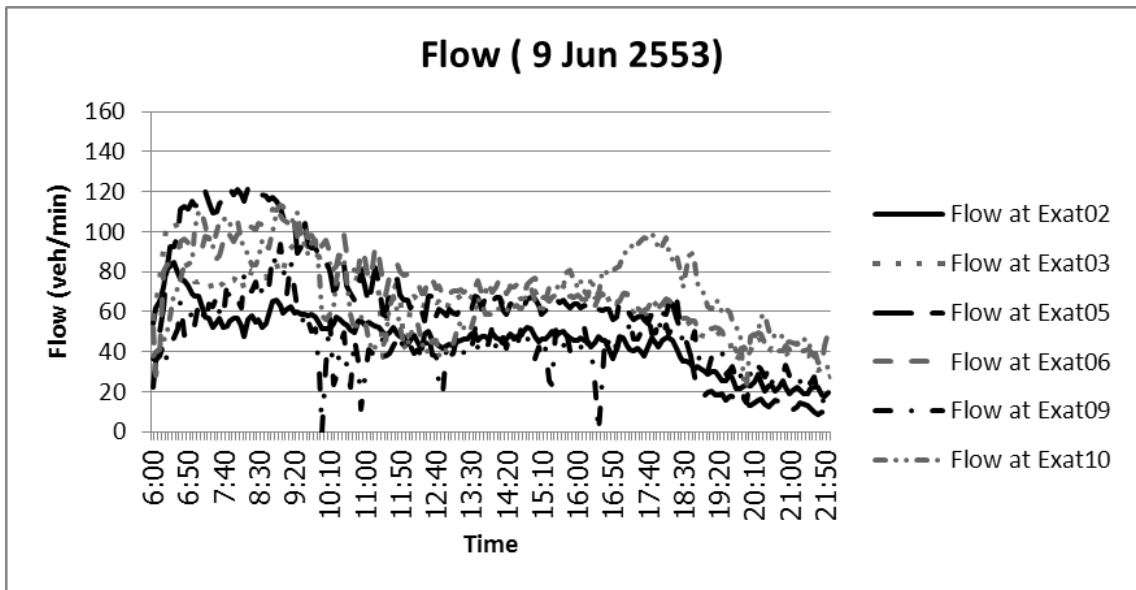


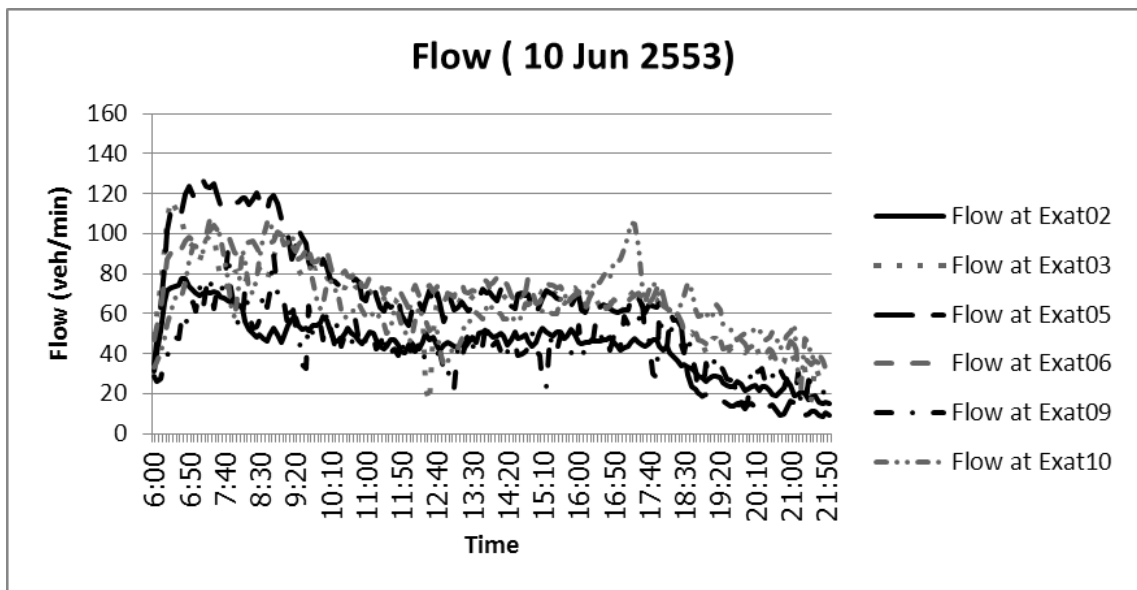


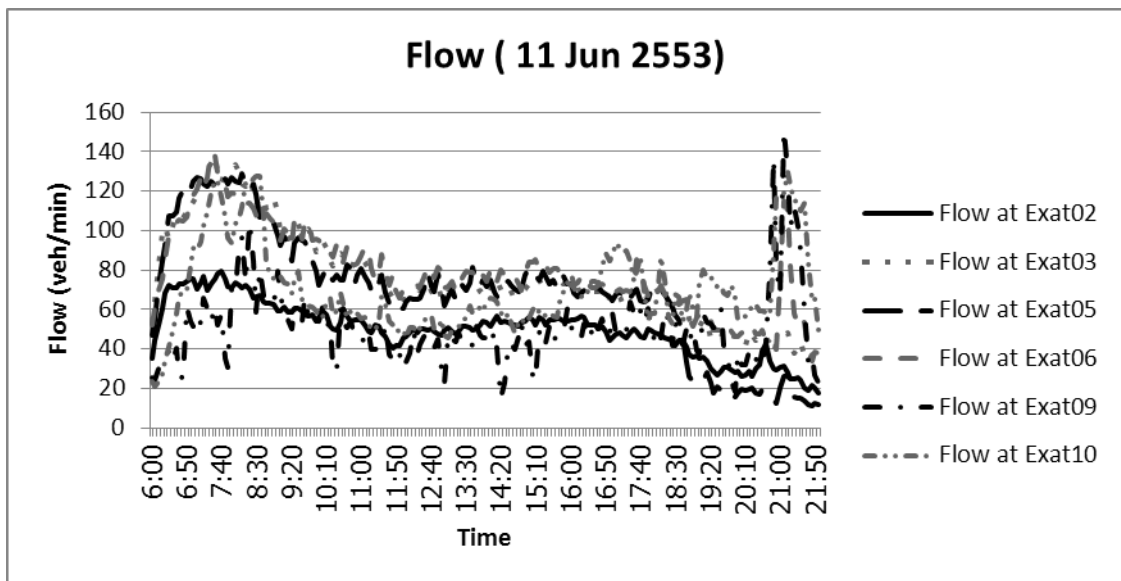




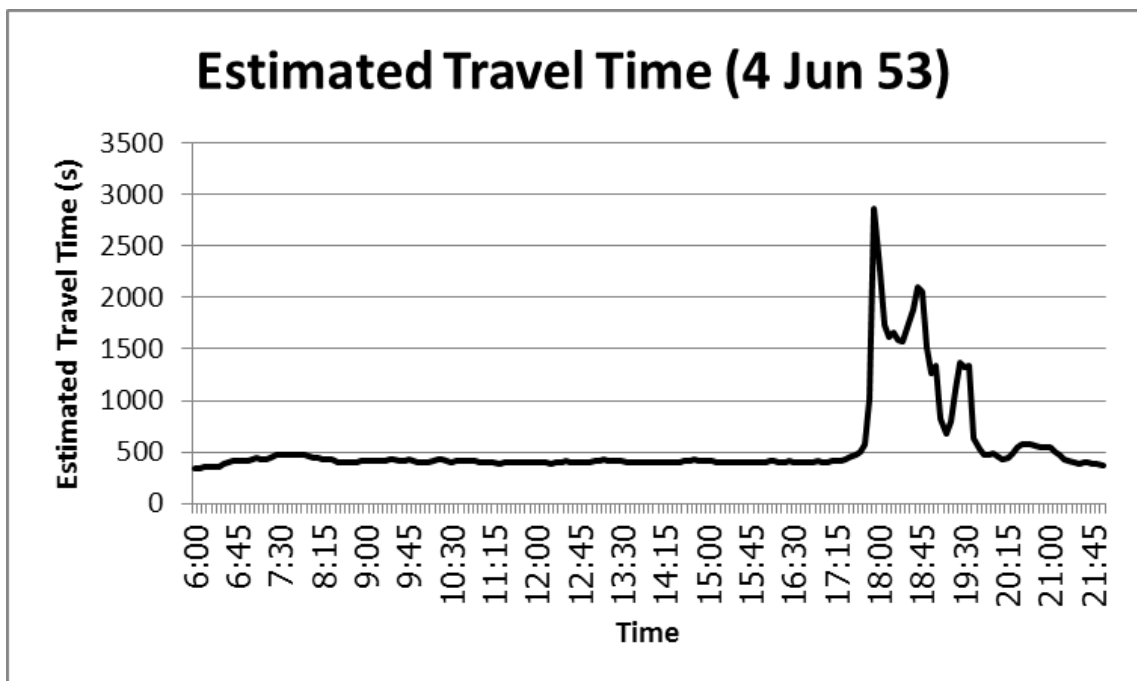
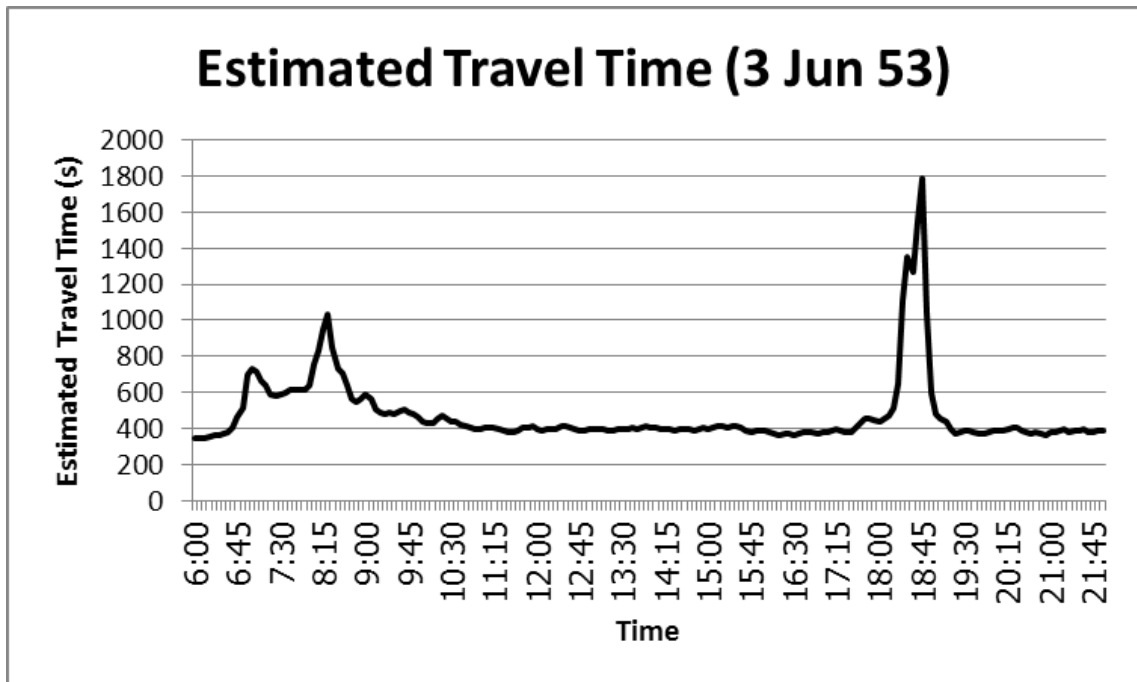


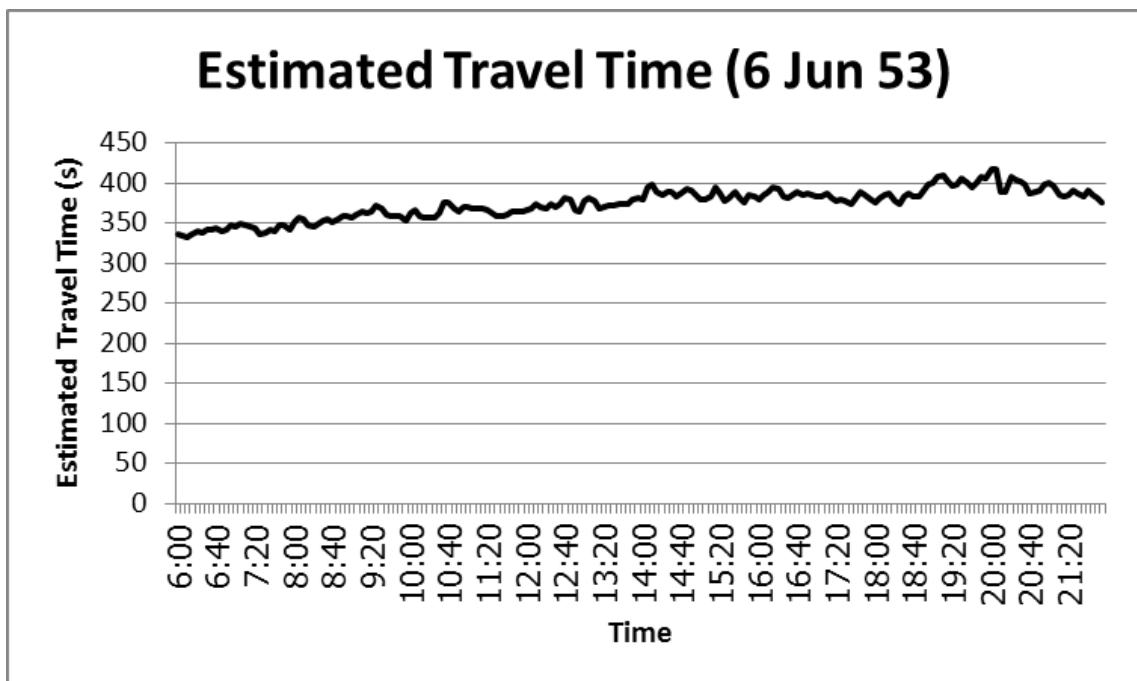
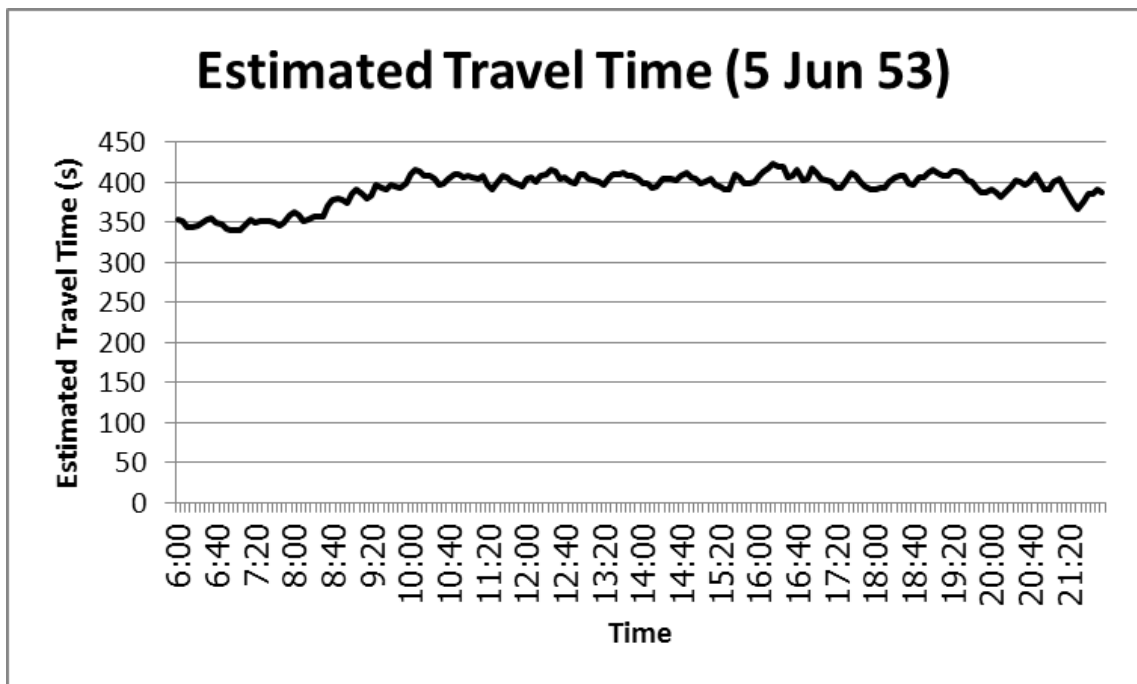




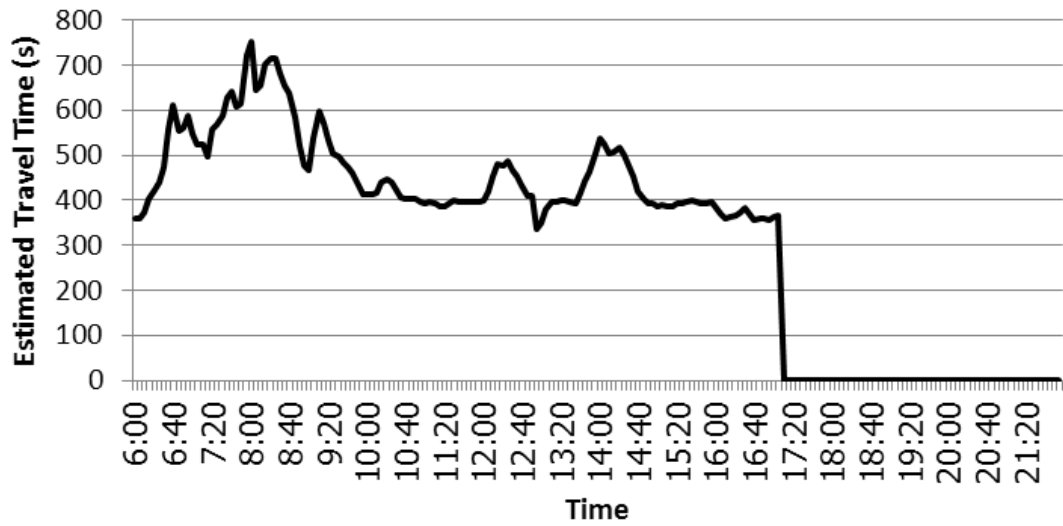


ระยะเวลาในการเดินทาง

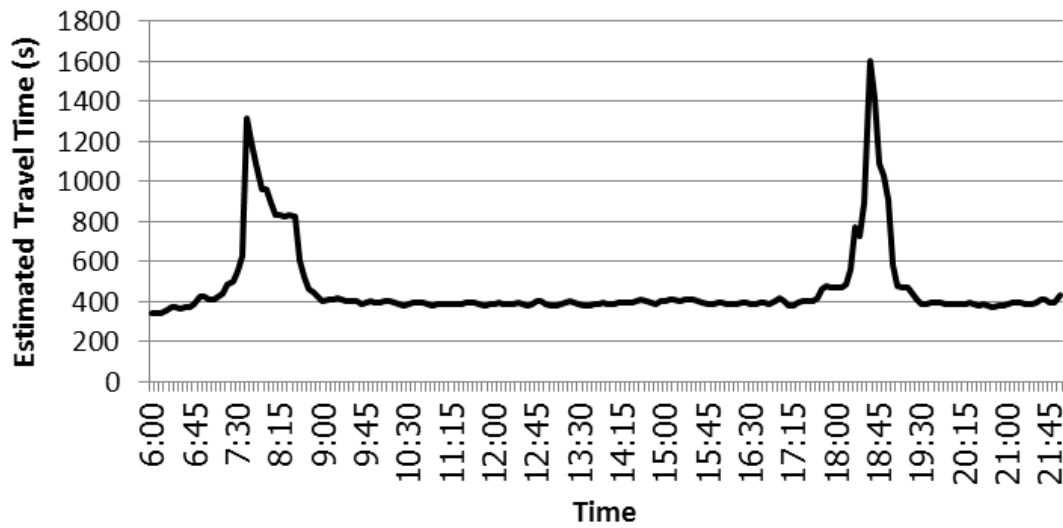


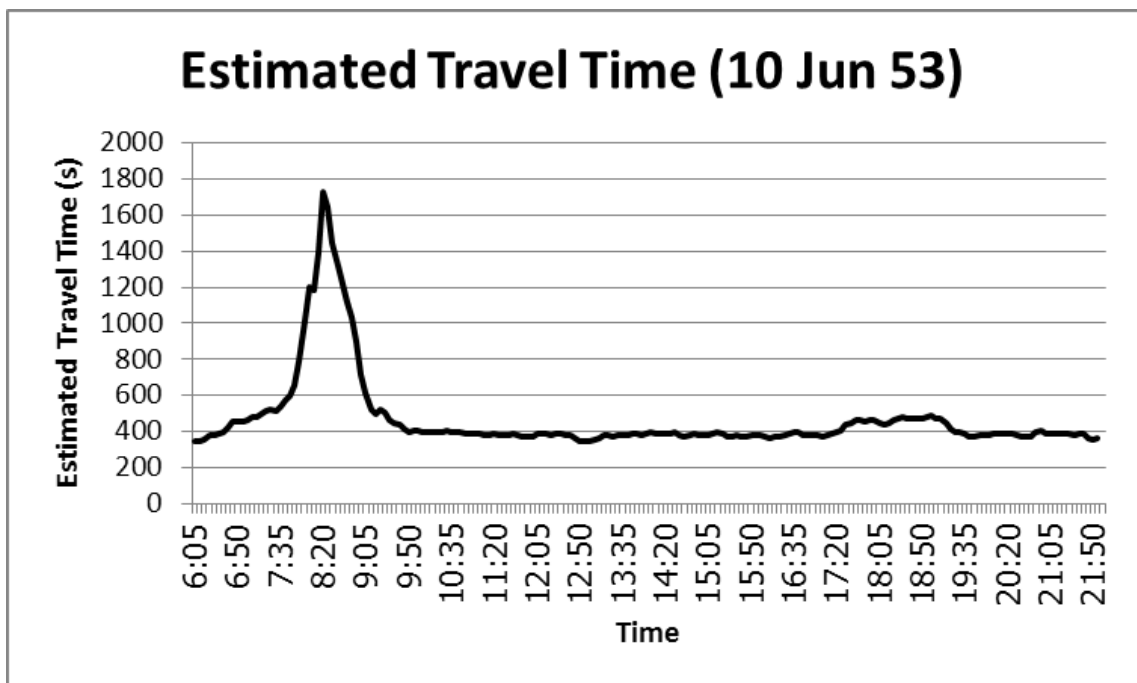
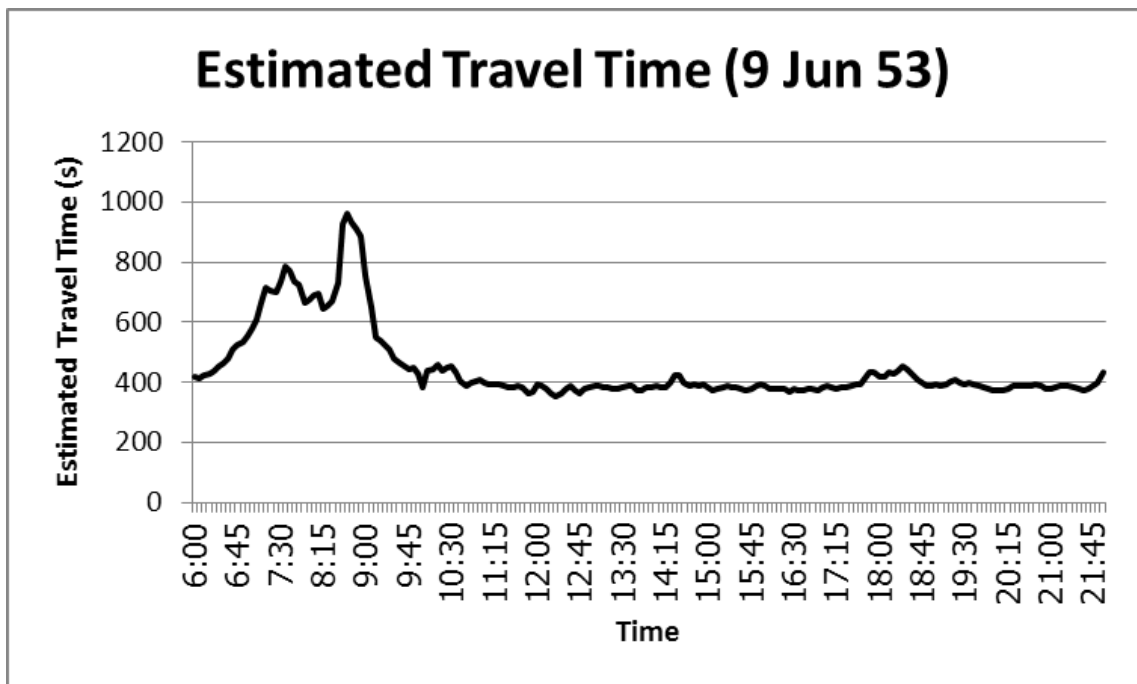


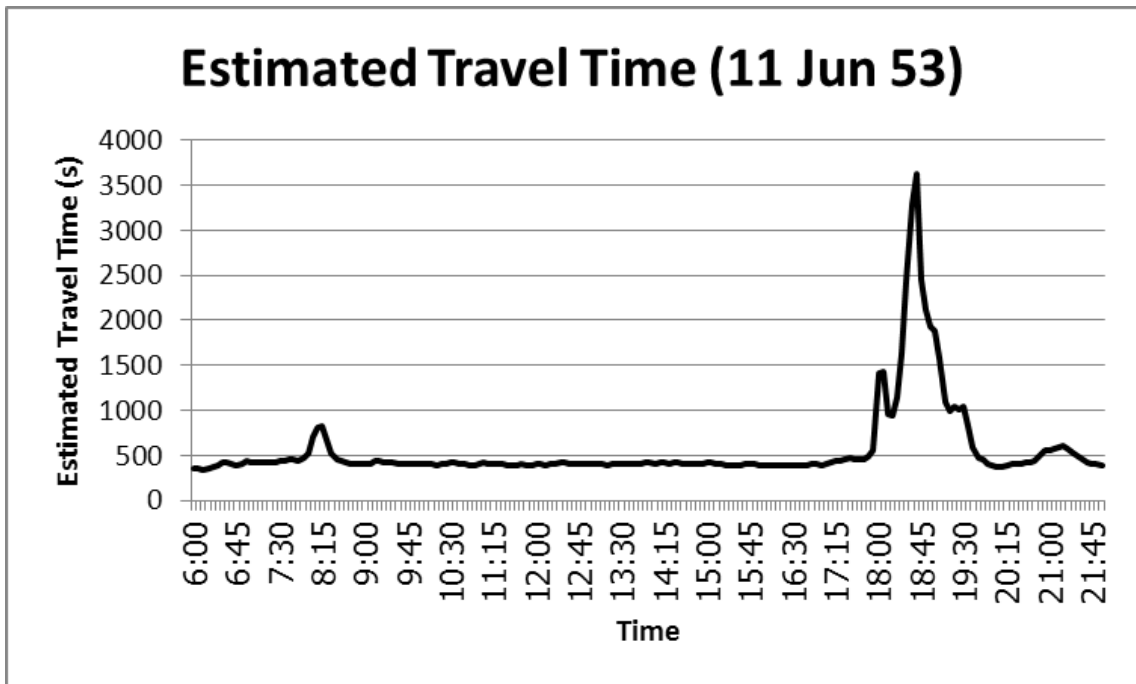
Estimated Travel Time (7 Jun 53)



Estimated Travel Time (8 Jun 53)

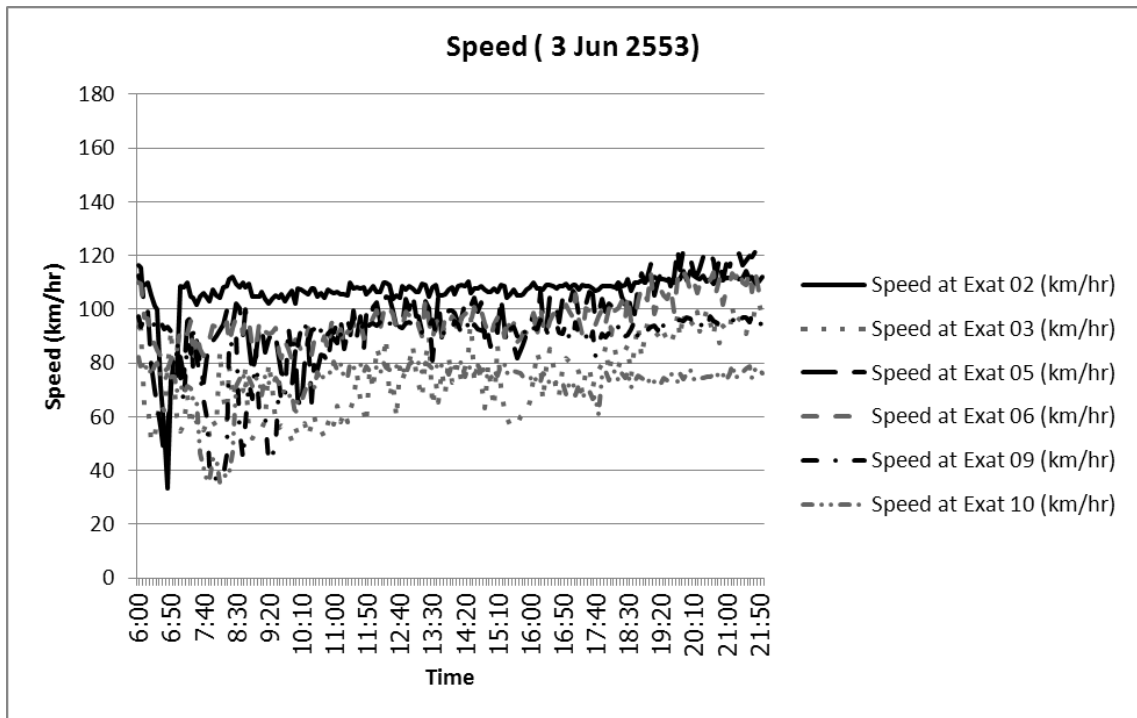




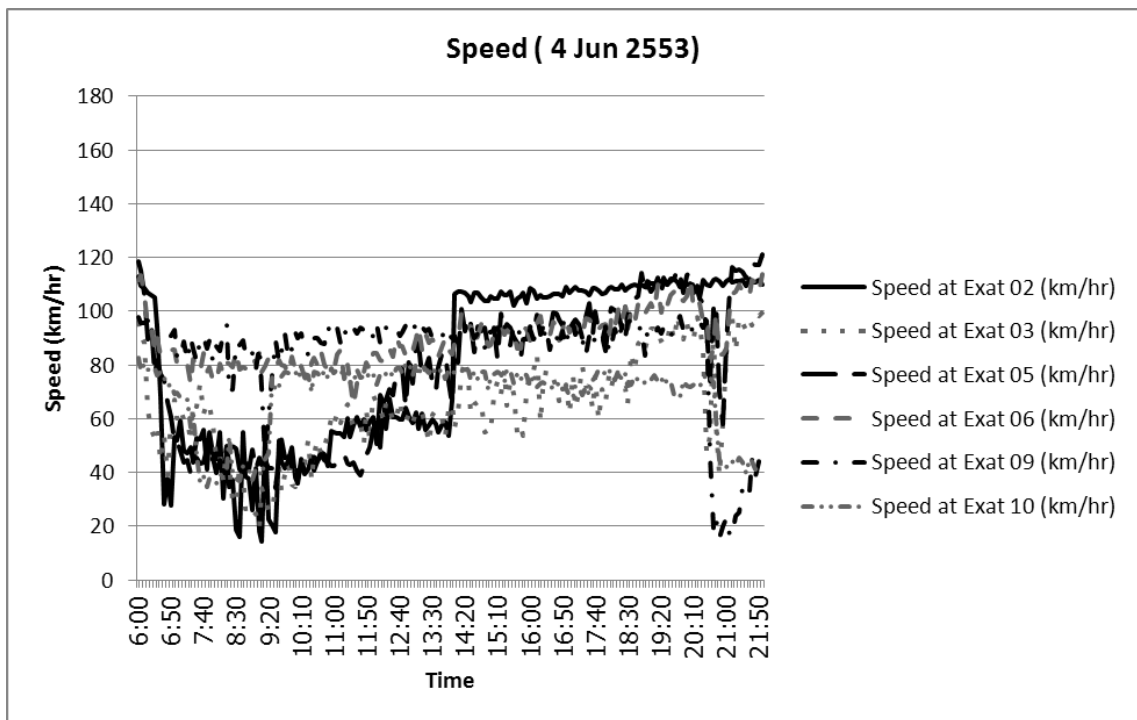


ภาคผนวก ข ข้อมูลจากการจำลองการจราจร

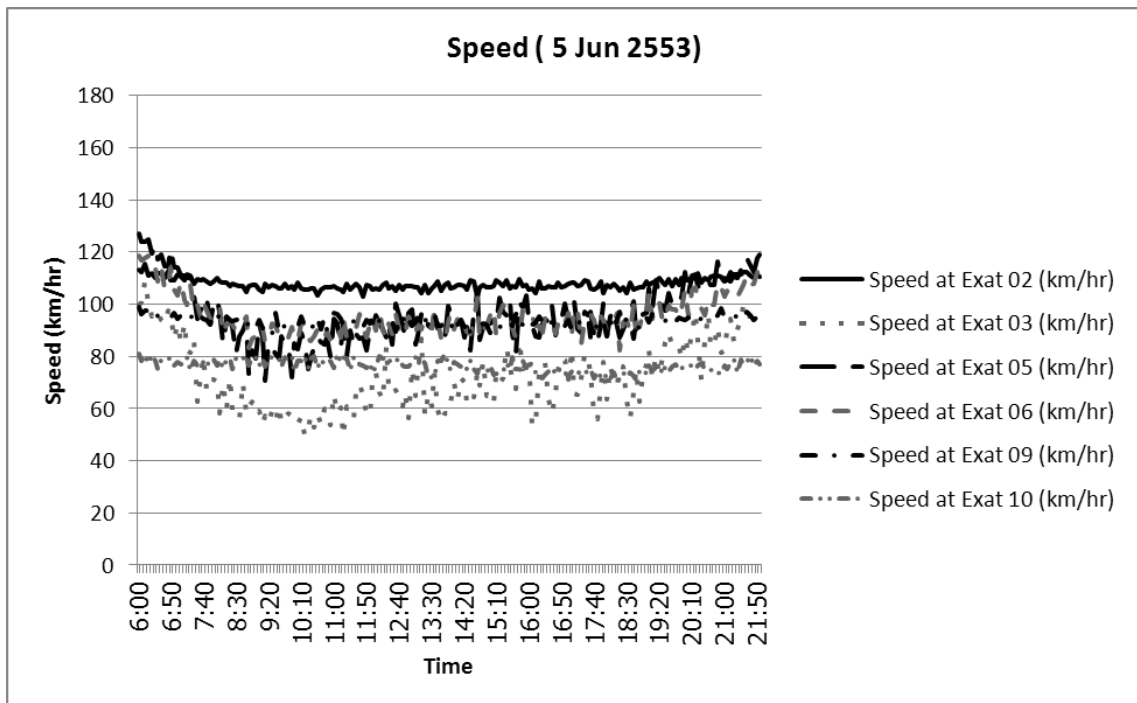
ความเร็วเฉลี่ย



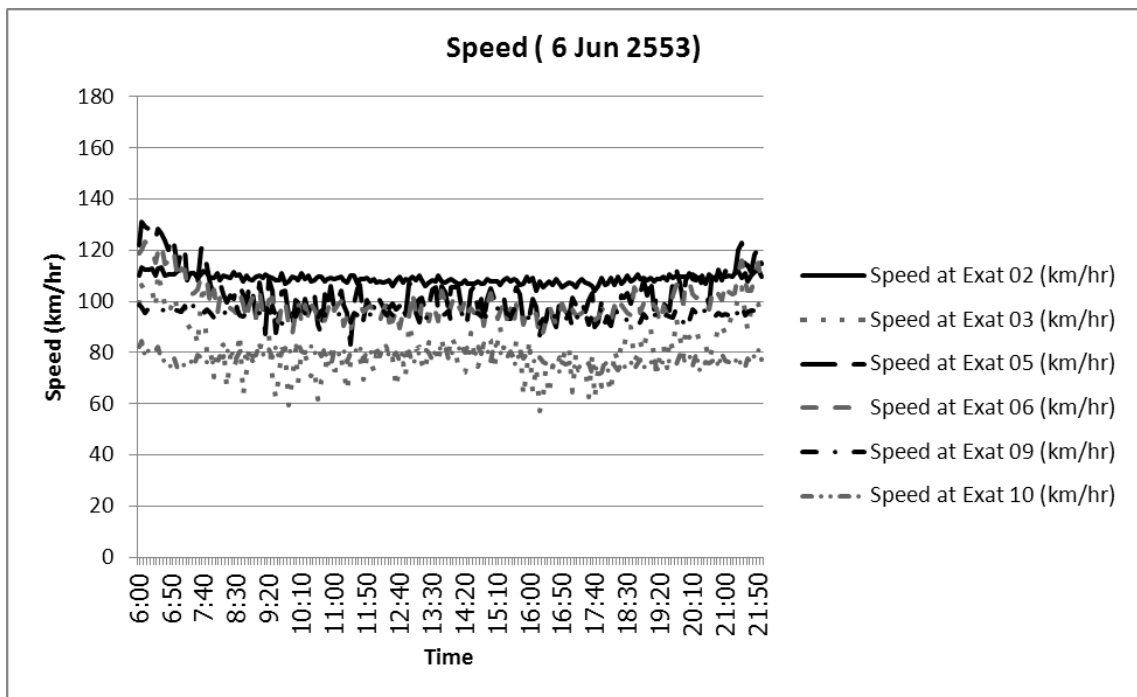
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 3 มิ.ย. 2553



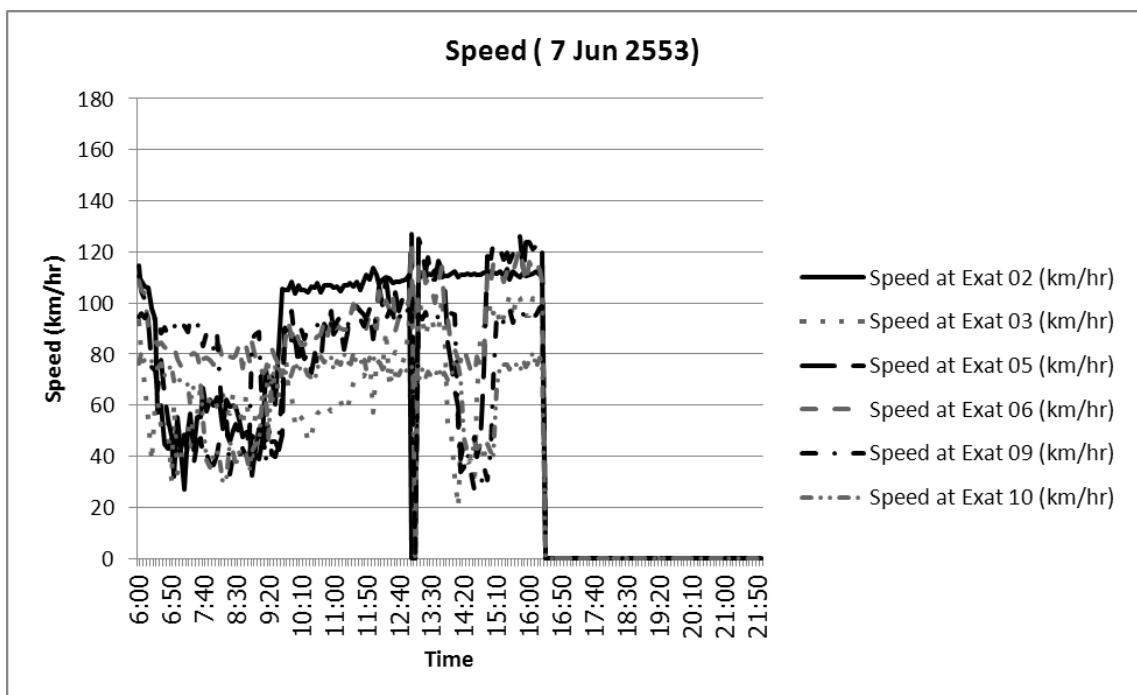
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 4 มิ.ย. 2553



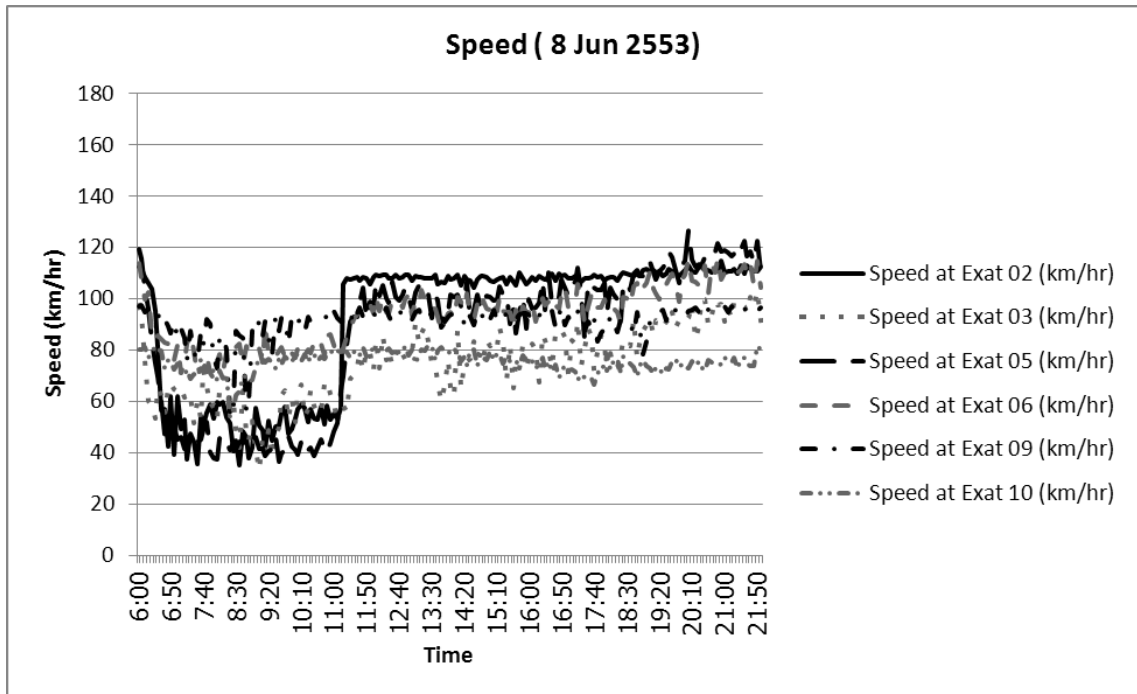
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 5 มิ.ย. 2553



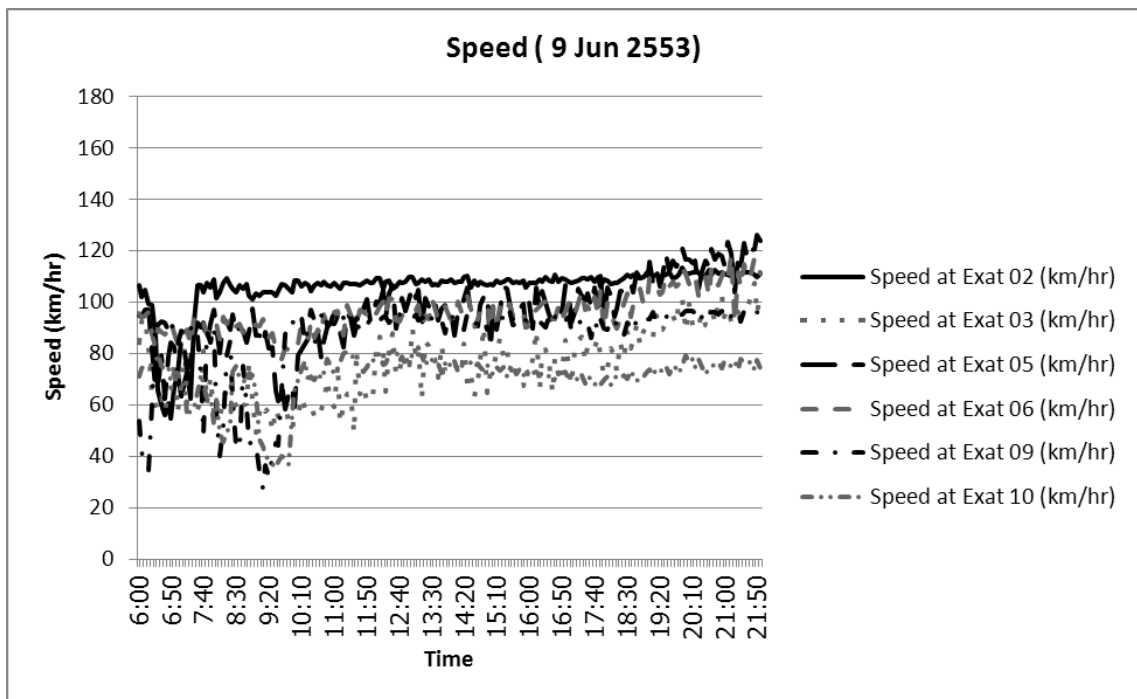
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 6 มิ.ย. 2553



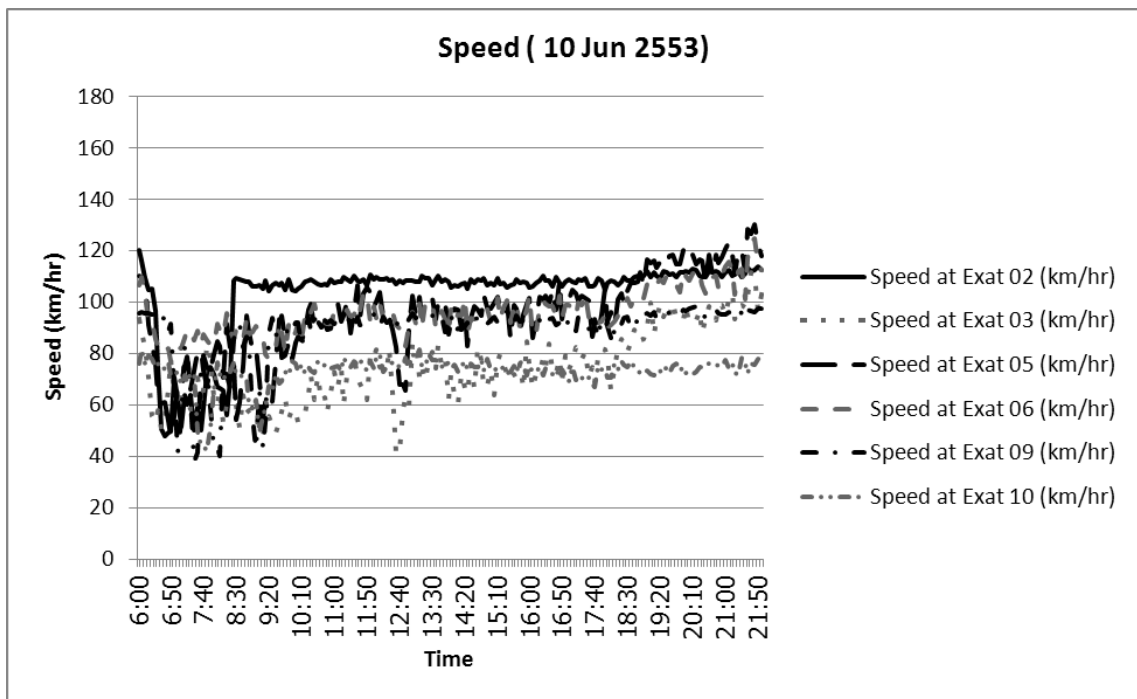
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 7 มิ.ย. 2553



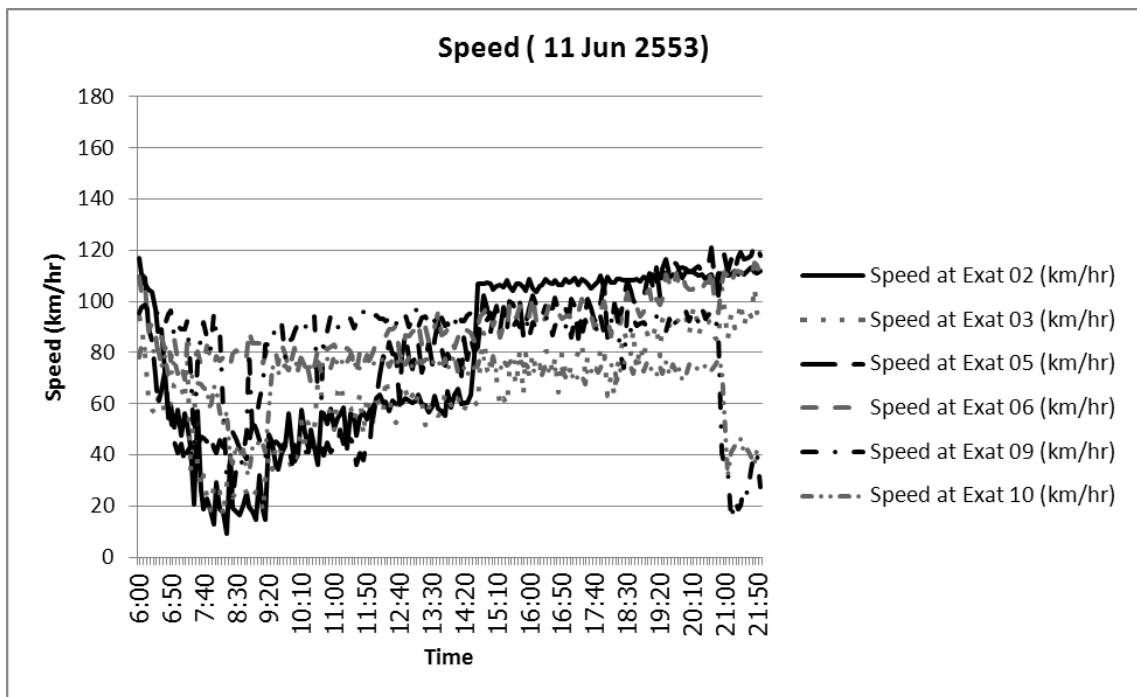
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 8 มิ.ย. 2553



ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 9 มิ.ย. 2553

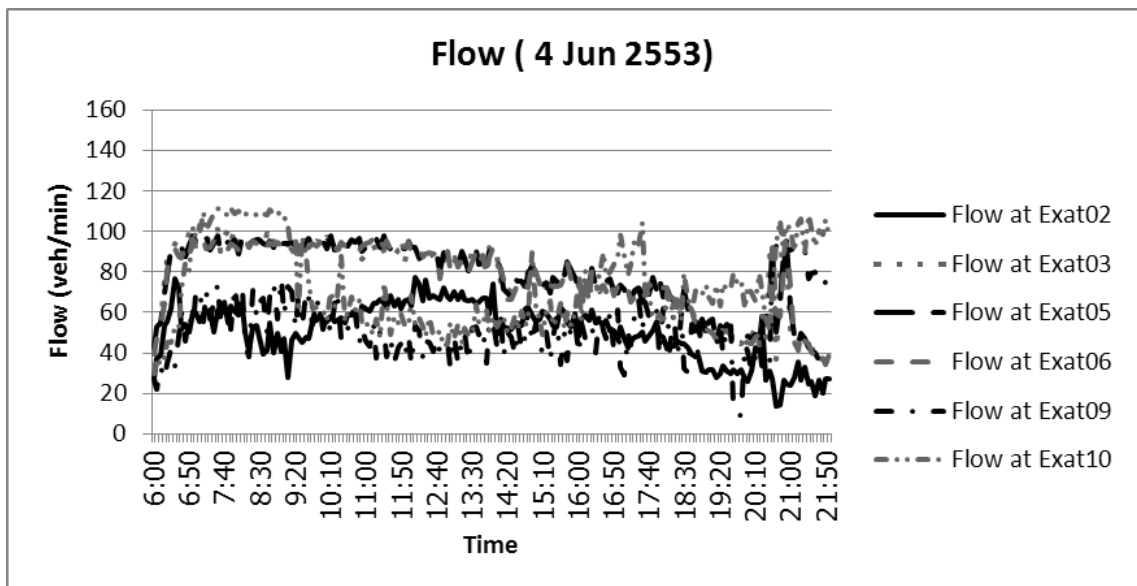
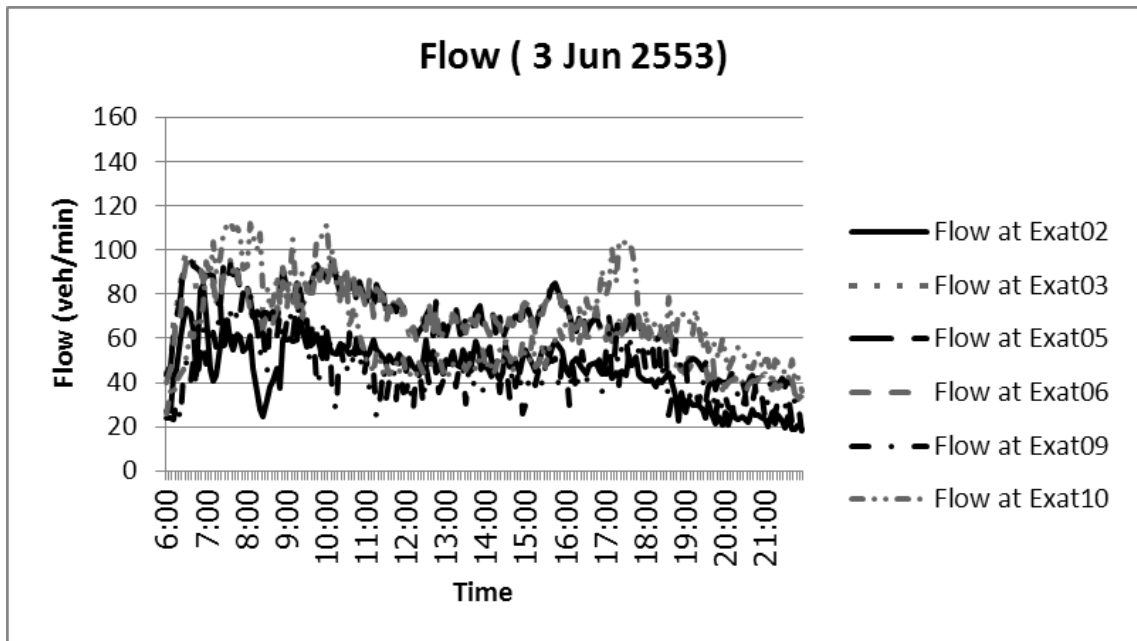


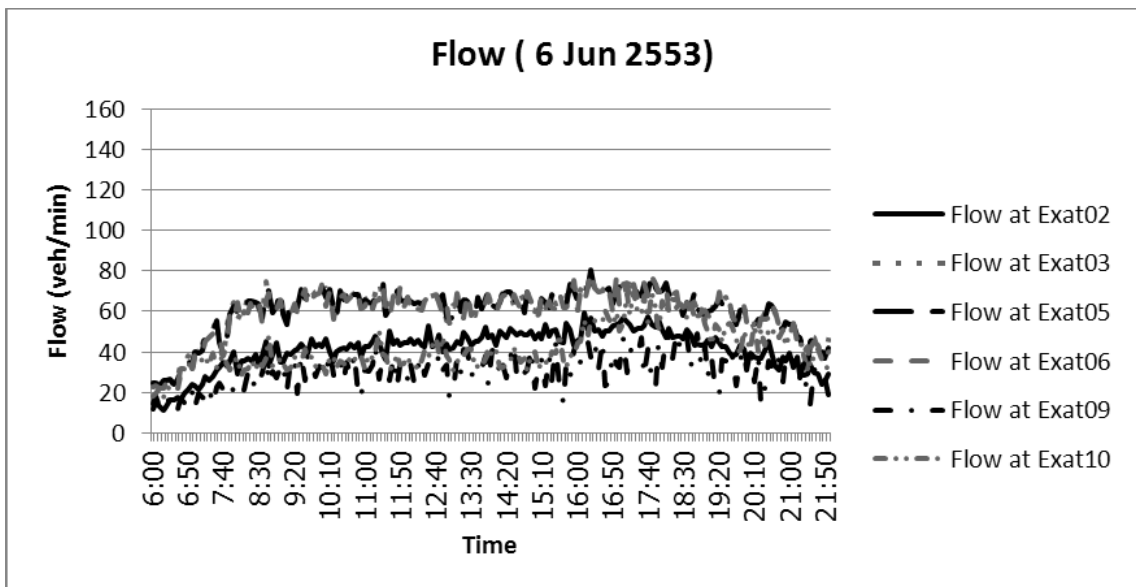
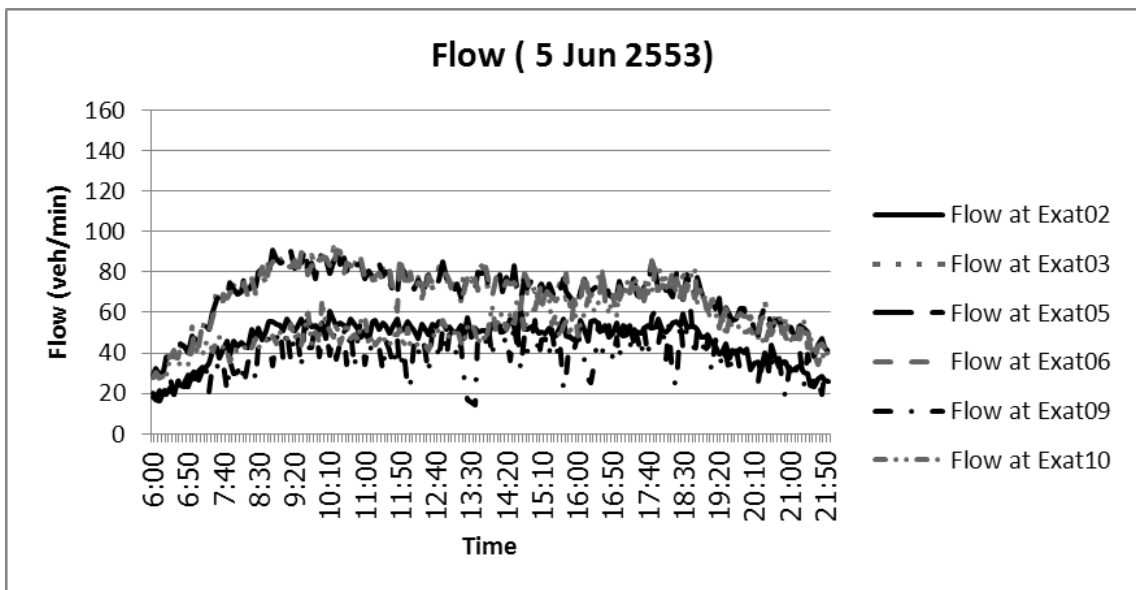
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 10 มิ.ย. 2553

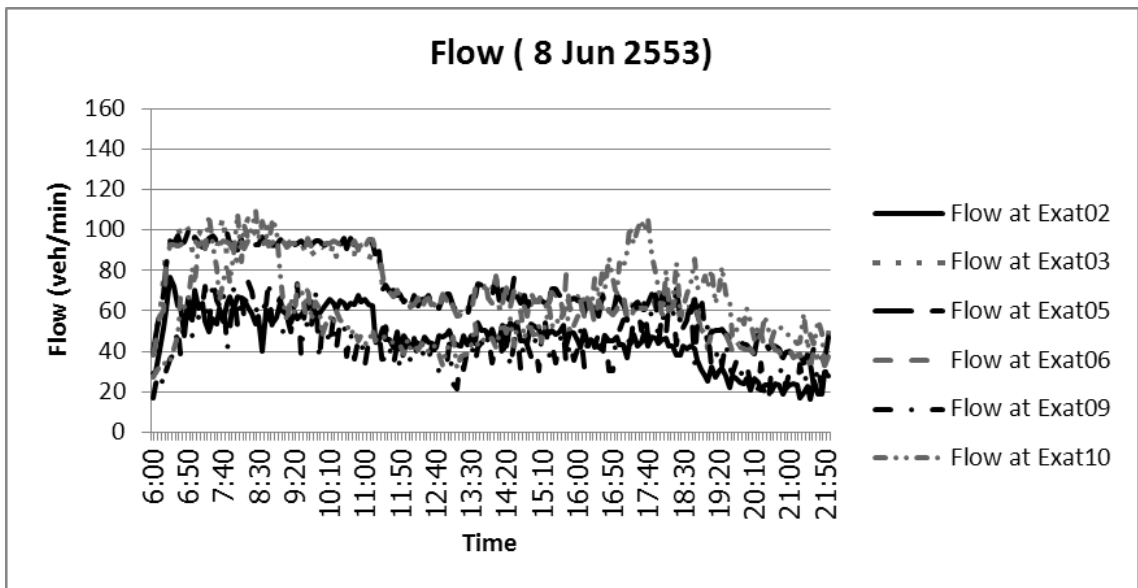
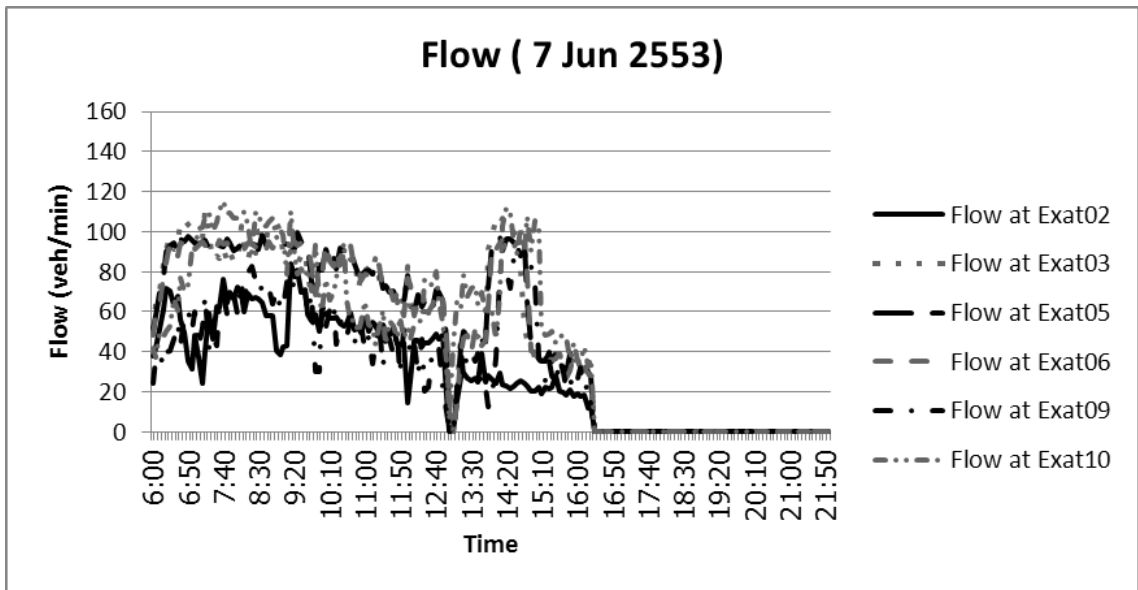


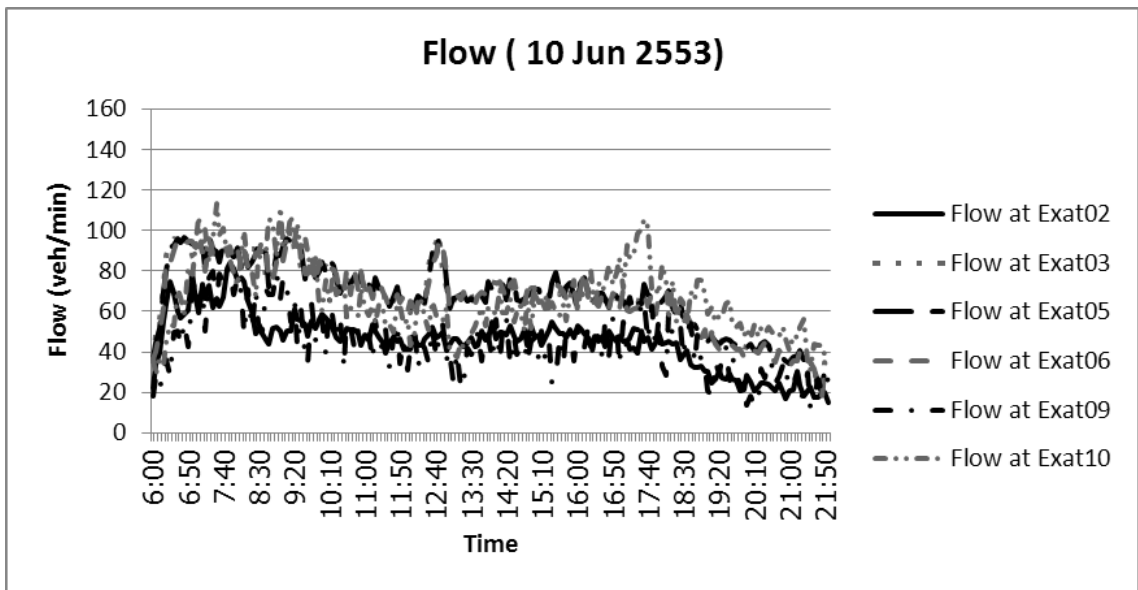
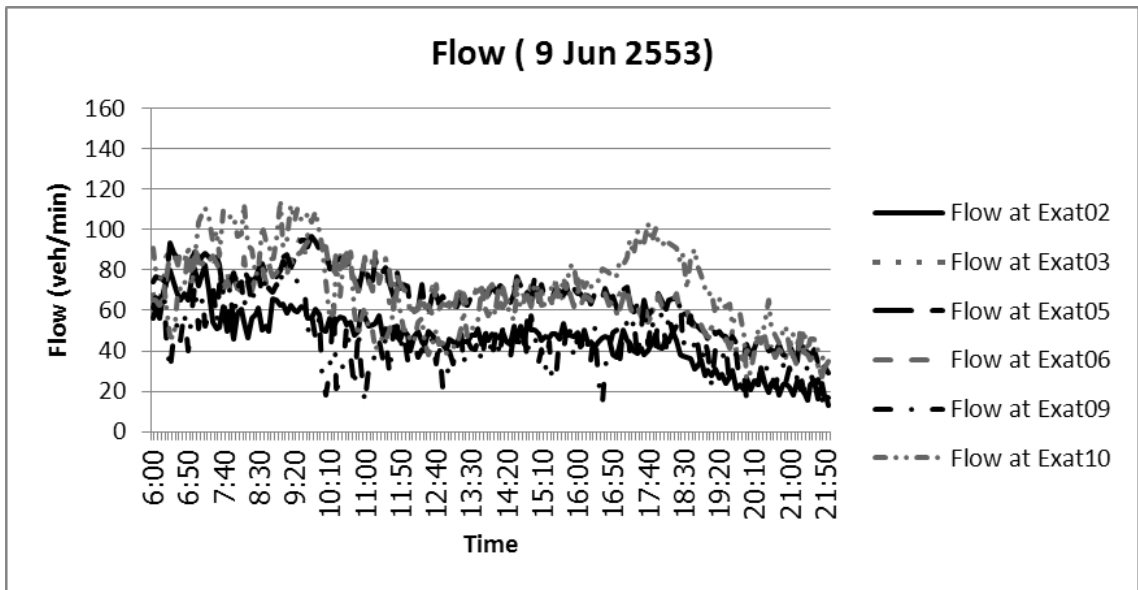
ความเร็วเฉลี่ยจากการจำลองการจราจร(Simulation) ในวันที่ 11 มิ.ย. 2553

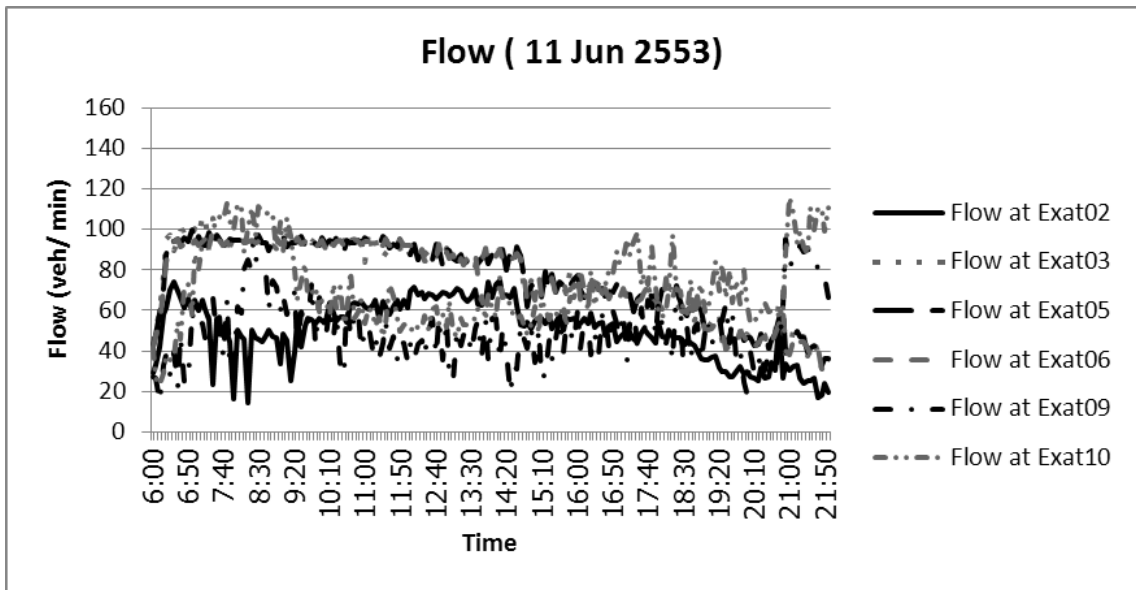
ปริมาณรถต่อเวลา



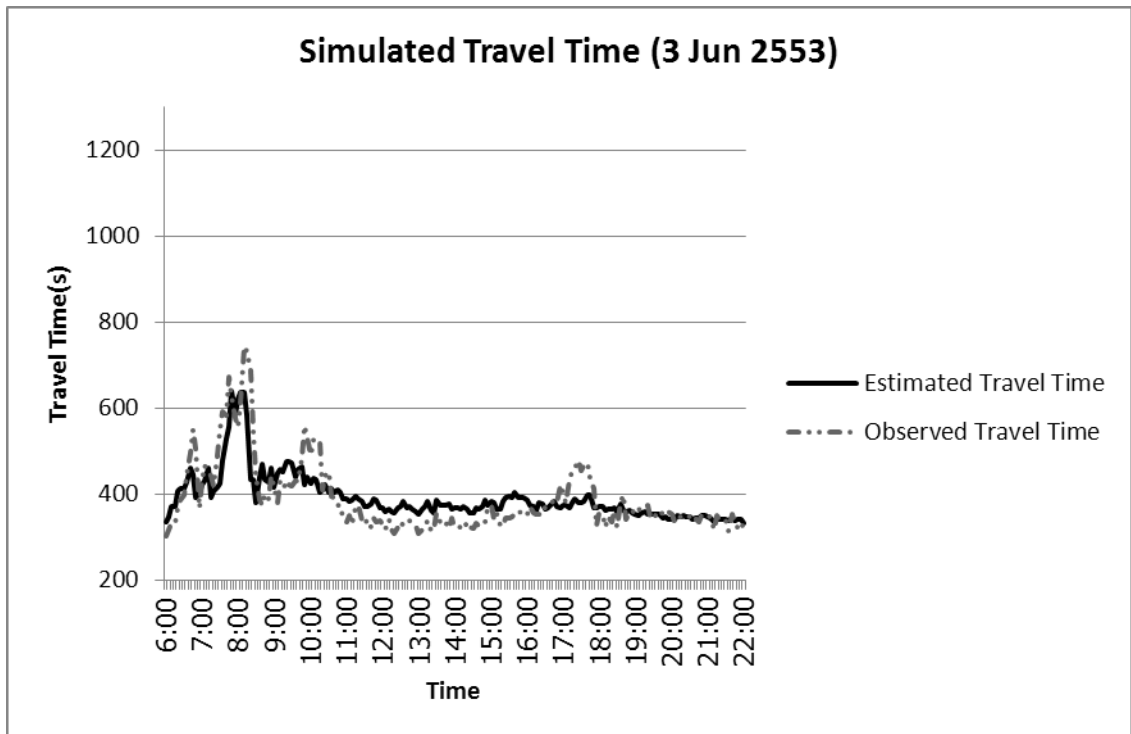


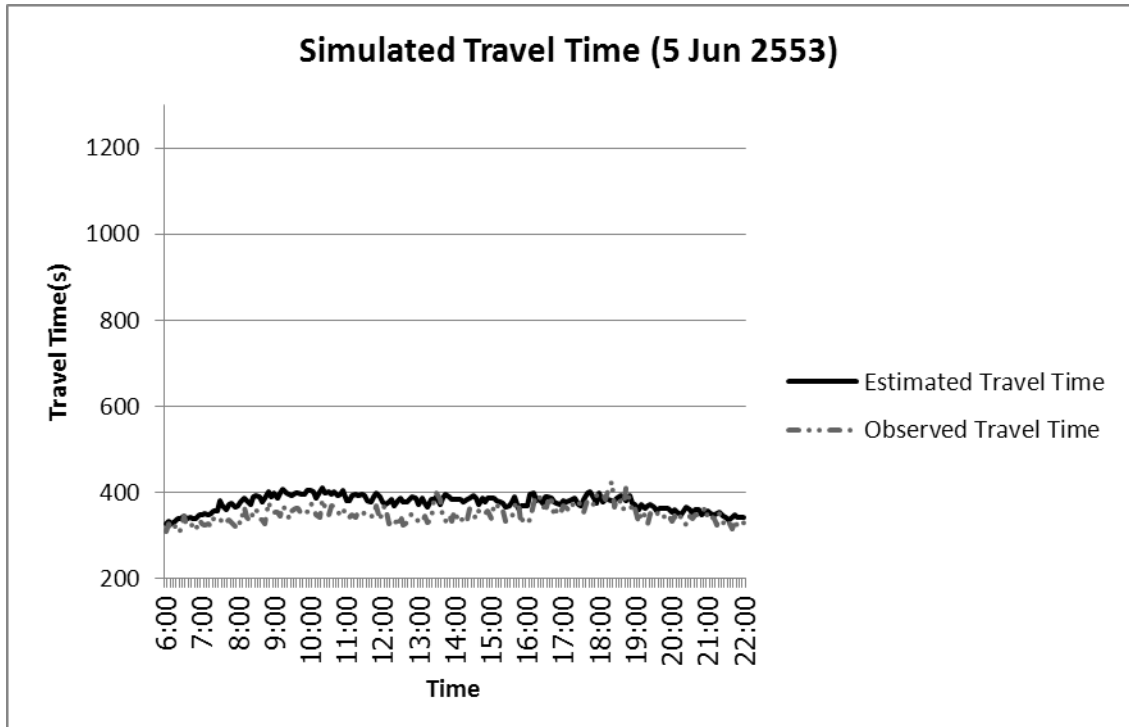
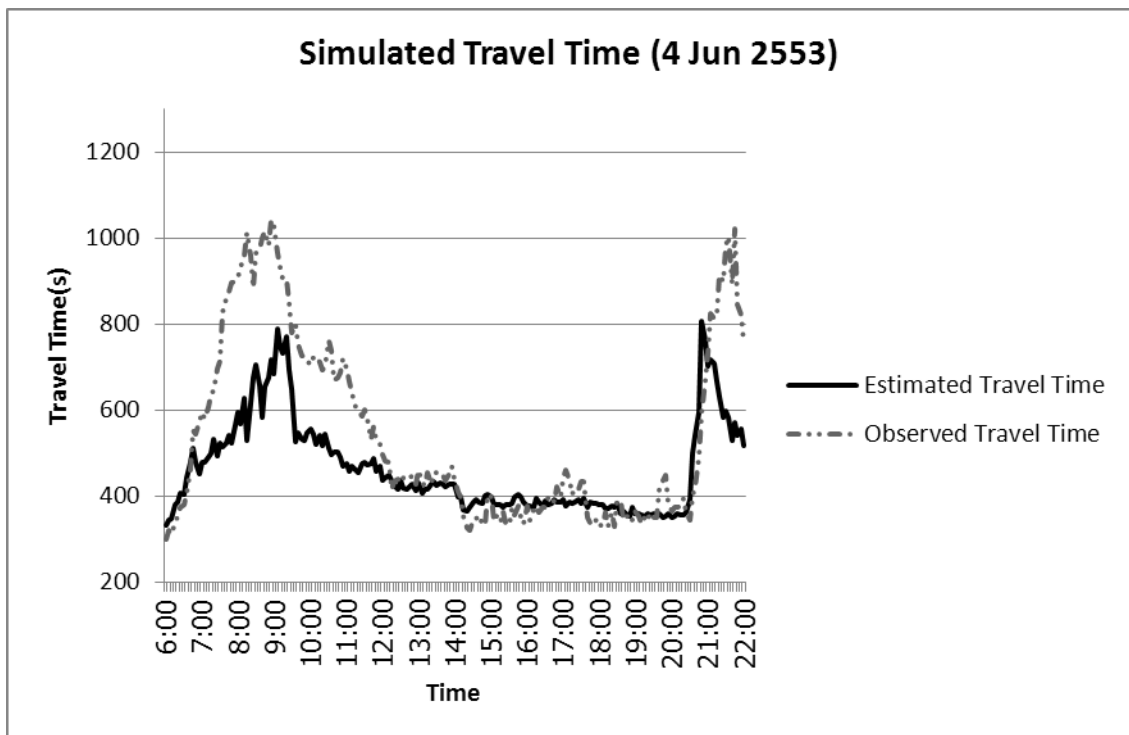


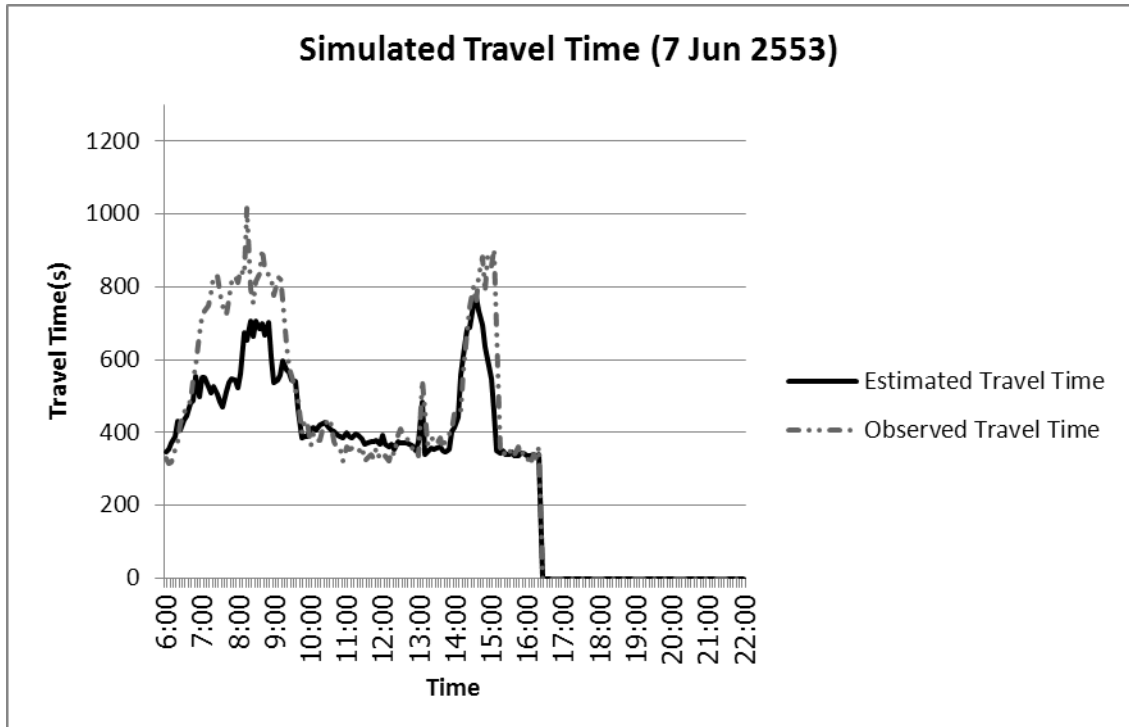
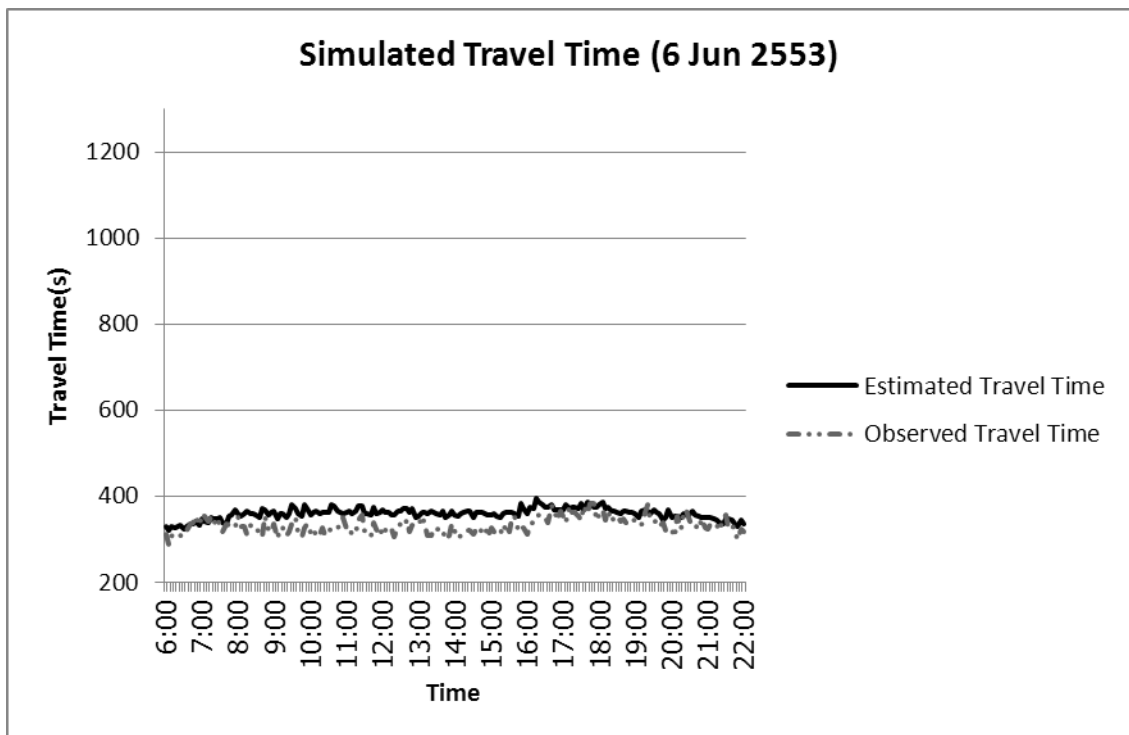


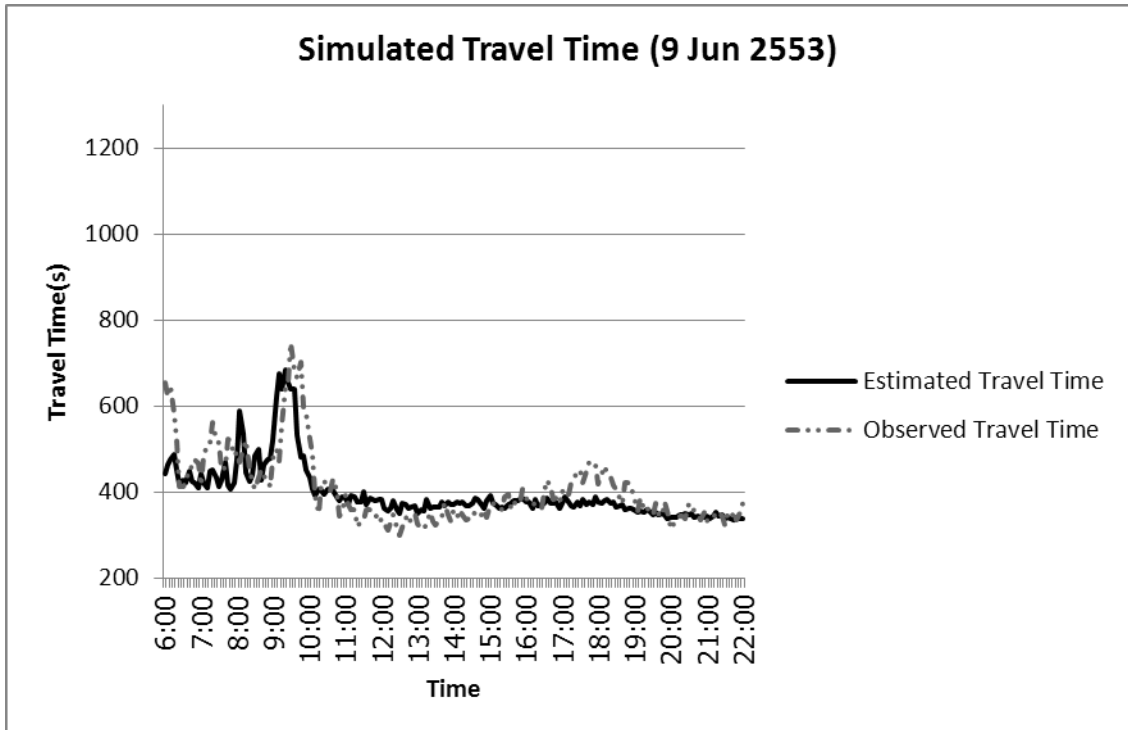
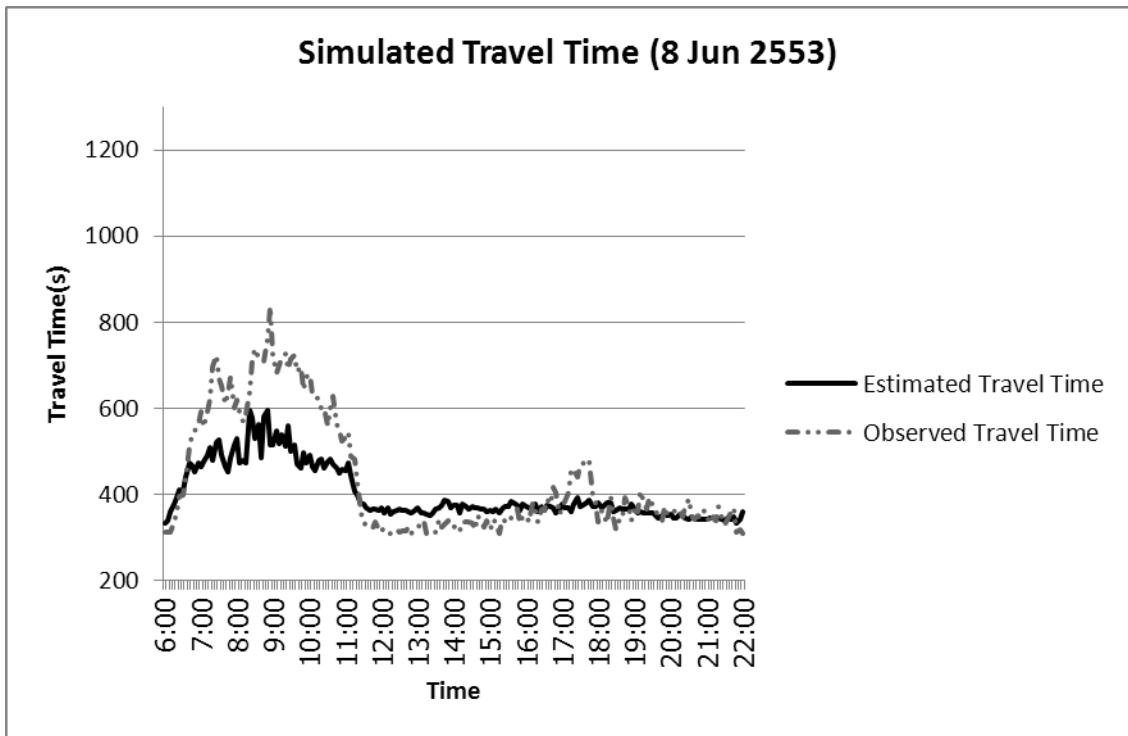


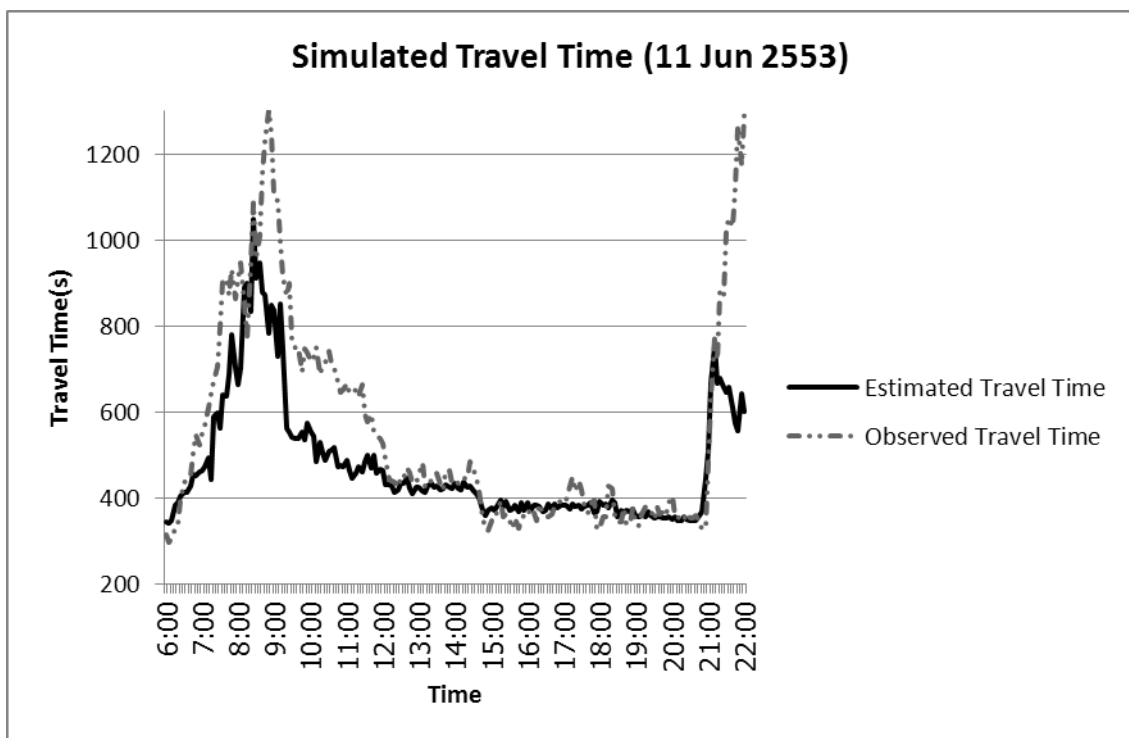
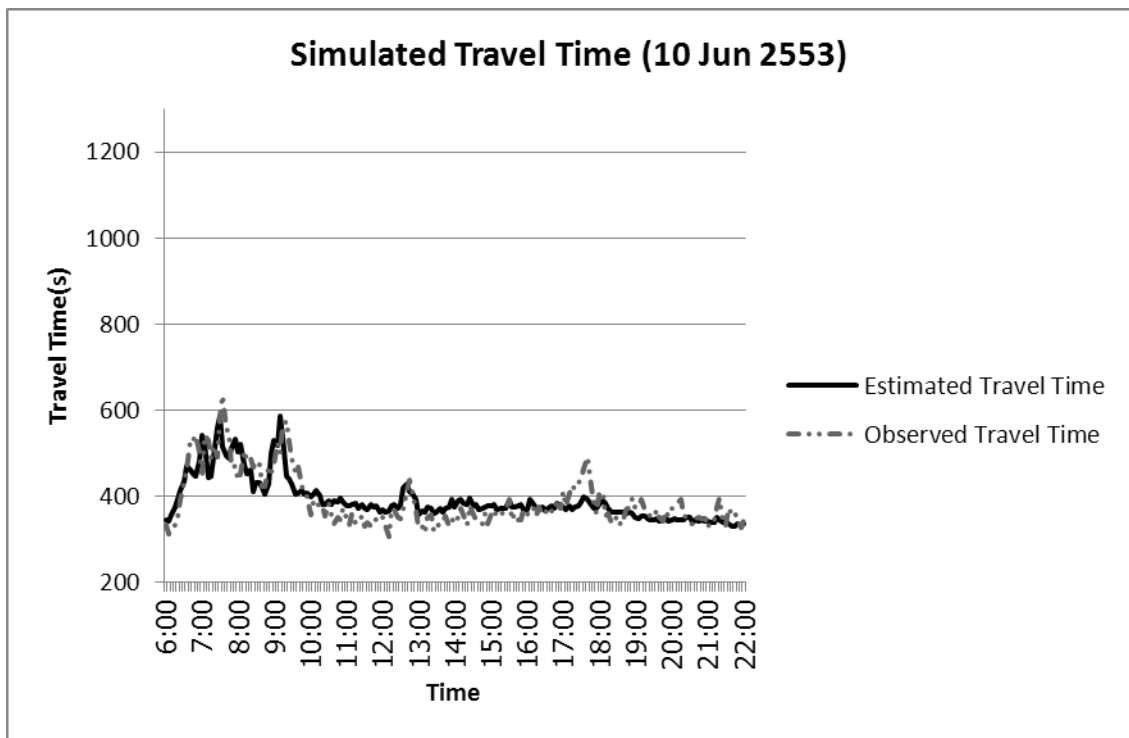
ระยะเวลาในการเดินทาง











ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายธีษัฐ ก้อนแก้ว เป็นบุตรของ นายธีรพร ก้อนแก้ว และ นาง รัตนาธิป ก้อนแก้ว มีพี่น้อง 2 คน เกิดเมื่อวันที่ 21 มีนาคม พ.ศ. 2529 ได้สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลายจาก โรงเรียนสาธิตแห่งมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิชา ภาควิชาวิศวกรรมสารสนเทศ จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง เมื่อปี การศึกษา 2550 จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์ มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2551

ขณะศึกษาอยู่ที่จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย บทความของผู้เขียนวิทยานิพนธ์ได้ถูกตีพิมพ์ใน เอกสารประกอบการประชุมวิชาการ Thai Society for Transportation and Traffic Studies 2011 ดังนี้

T. Konkaew. Travel Time Prediction On Freeway By Support Vector Machine. 2nd International Conference of Thai Society for Transportation & Traffic Studies. Pattaya, Thailand 2011.