

แบบจำลองตัวกรองคาลมานเพื่อทำนายเส้นทางโคจรของรถยนต์ส่วนบุคคลที่มีการขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงและโค้ง

KALMAN FILTER MODELING FOR TRAJECTORY PREDICTION OF CAR TRAVELING THROUGH STRAIGHT AND CURVED LANE BOUNDARIES

ชญาพร เกตุมณี

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีปทุม
E-mail : chadaporn.ke@spu.ac.th

บทคัดย่อ

เนื่องจากมีผู้เสียชีวิตและผู้บาดเจ็บเพิ่มขึ้นทุก ๆ ปีจากอุบัติเหตุทางรถยนต์ จึงทำให้มีผู้วิจัยเป็นจำนวนมากให้ความสนใจในการพัฒนาระบบการขนส่งและจราจรอัจฉริยะ (ITS) การวิจัยชิ้นนี้เป็นส่วนหนึ่งในการพัฒนาระบบตรวจจับเลนที่ใช้ระบบ Machine vision และเซ็นเซอร์แบบต่าง ๆ ในการตรวจจับเส้นแบ่งเลนในทุกขณะการขับเคลื่อนของรถยนต์ ซึ่งมักจะได้รับผลกระทบจากสัญญาณรบกวนที่เกิดจากสภาพแวดล้อม เช่น ฝนตก หมอก หรือแม้กระทั่งเงาของเสาไฟฟ้า เพื่อให้ข้อมูลที่ได้จากระบบตรวจจับเส้นเลนมีความถูกต้องแม่นยำและสามารถนำไปใช้ในระบบขับอัตโนมัติ หรือระบบผู้ช่วยคนขับต่อไปได้ บทความการวิจัยชิ้นนี้ได้นำเสนอแนวคิดในการออกแบบจำลองที่มีความเที่ยงตรงเพื่อใช้ในการทำนายเส้นทางโคจรของรถยนต์ส่วนบุคคลที่มีการขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงและโค้งโดยใช้ตัวกรองคาลมาน ซึ่งแตกต่างจากการวิจัยก่อนหน้านี้ที่นิยมสร้างแบบจำลองสำหรับการขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงเพียงอย่างเดียว ซึ่งแบบจำลองทางคณิตศาสตร์นี้ถูกออกแบบมาเพื่อใช้ในระบบตรวจจับเลนที่มีสัญญาณรบกวนหรือการขาดหายไปของข้อมูลโดยใช้ตัวกรองคาลมานเป็นอัลกอริทึมในการลดสัญญาณรบกวนและเพิ่มความถูกต้องแม่นยำของข้อมูล จากผลการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูง เพราะสามารถลดสัญญาณรบกวนได้มากกว่า 50% และยังคงประสิทธิภาพอยู่แม้ว่าข้อมูลที่ได้จะมีทั้งสัญญาณรบกวนและสัญญาณที่ขาดหายไปโดยประสิทธิภาพของแบบจำลองแปรผกผันกับจำนวนสัญญาณที่ขาดหายไป

คำหลัก : แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ตัวกรองคาลมาน การทำนายเส้นทางโคจรของรถยนต์ ระบบผู้ช่วยคนขับ ระบบเตือนภัยคนขับ ระบบขนส่งและจราจรอัจฉริยะ

ABSTRACT

Due to the rise in fatalities and serious injuries caused by car accidents many people have paid attention to doing research on Intelligent Transport System (ITS). This research is a part of the development of lane detection system using a combination of machine vision with the fusion of various types of sensors for obtaining data on road lane boundary detection and vehicle movement in every moment of car movement that can be affected by interfering signals from the environment such as the rain, the mist, or even the shadows from electric poles. In order

for the obtained information from the lane detection system to be accurate and can be applied in the automatic driving system or in the lane departure warning system in the future, this research paper proposes the concept in designing a precise lane boundary estimation model with the use of Kalman Filter Modeling for uses in trajectory prediction of personal cars traveling through straight and curved lane boundaries, which is different from the models in the past that focus on development of the models for cars traveling through the straight and flat lane boundary only. This mathematical model is designed for uses in the lane detection system under the assumption of disturbing signals or the disappearance of signals with the use of the Extended Kalman Filter (EKF) as the device for reduction of disturbing signals and increasing accuracy of the data. Experiments were conducted to measure the efficiency of the model using RMSE. The results of our simulation indicate high performance because the model can reduce disturbing noises by more than 50%. Moreover, the model can still be efficient even if the obtained data contain both disturbing noises and missing data. However, the estimated performance of the model decreases as the number of missing data increases.

1. บทนำ

การวิจัยทางด้านระบบการขนส่งและจราจรอัจฉริยะได้รับความสนใจอย่างมากทั่วโลกในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาเนื่องจากอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นบนท้องถนนส่งผลให้มีผู้เสียชีวิตประมาณ 1.6 ล้านคนในแต่ละปี และมีผู้ที่ได้รับผลกระทบจากอุบัติเหตุประมาณ 20-50 ล้านคนทั่วโลก (W. M. centre., 2012) โดยมีสาเหตุมาจากผู้ขับขี่ (ความมั่วว่ง เห็น้อย เมาสุราหรือสารเสพติด) หรือสภาพแวดล้อม (ฝนตก มีสิ่งกีดขวางบนถนน หรือถนนขรุขระ) อุบัติเหตุทางจราจรเป็นหนึ่งในสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดความสูญเสียทางด้านเศรษฐกิจ ซึ่งส่งผลกระทบต่อตรงกับผู้ประสพภัยญาติพี่น้อง และประเทศชาติ โดยพิจารณาถึงค่าใช้จ่ายในการรักษาประสิทธิภาพการทำงานของแรงงานที่ลดลง (ผู้เสียชีวิตและทุพพลภาพ) รวมถึงสมาชิกภายในครอบครัวของผู้ประสพภัยที่ต้องเสียเวลาและค่าใช้จ่ายในการดูแลและฟื้นฟูผู้ประสพอุบัติเหตุอีกด้วย

การเพิ่มความปลอดภัยของผู้ขับขี่และประสิทธิภาพในการใช้งานของยานพาหนะคือ ลักษณะเด่นของระบบการขนส่งและจราจรอัจฉริยะ (Intelligent Transportation System: ITS) โดยการใช้เซ็นเซอร์และเทคโนโลยีอัจฉริยะแบบต่างๆ ผสมผสานเข้าด้วยกันในการทำความเข้าใจสภาพแวดล้อมโดยรวมของยานพาหนะเพื่อใช้ในการช่วยเหลือ เตือนผู้ขับขี่ หรือแม้กระทั่งสามารถขับขีได้เองโดยอัตโนมัติ (Bishop., 2000) ยกตัวอย่างเช่น ระบบเตือนการเปลี่ยนเลน (Lane Departure warning)

ระบบป้องกันการชน (Collision avoidance) หรือระบบช่วยขับ (self-driving system) เป็นต้น โดยระบบเหล่านี้จำเป็นต้องสังเกตการณ์ผู้ขับขี่และสภาพแวดล้อมโดยรวมของยานพาหนะ ณ เวลานั้นๆ เพื่อที่จะสามารถพยากรณ์เหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นได้เพื่อเตือนผู้ขับขี่หรืออาจมีการช่วยเหลือในการบังคับพวงมาลัยหรือเบรก (Salvucci., 2004; Heimes and Nagel., 2002) ดังนั้นระบบตรวจจับเส้นเลน (Lane Detection System) จึงเป็นส่วนประกอบที่สำคัญในการใช้พัฒนาระบบการขนส่งและจราจรอัจฉริยะ (Jiang et al., 2011) โดยระบบตรวจจับเลนจะทำหน้าที่ในการระบุตำแหน่งและบอกลักษณะของเส้นเลน (เส้นตรง เส้นประ หรือ สัญลักษณ์ทางจราจร) ทั้งบนถนนไฮเวย์หรือถนนในชนบท (ถนนคอนกรีต ลาดยาง หรือลูกรัง)

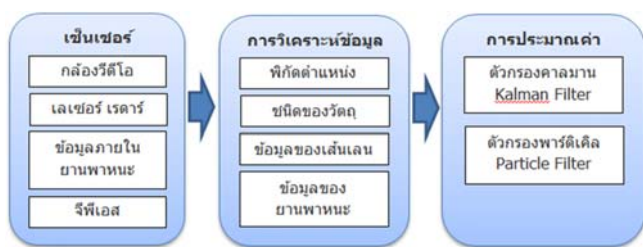
วัตถุประสงค์ของการวิจัยคือการสร้างแบบจำลองคาลมานเพื่อทำนายเส้นทางโคจรของรถยนต์ส่วนบุคคลที่มีการขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงและโค้ง เพื่อนำไปใช้เป็นส่วนหนึ่งในการพัฒนาระบบตรวจจับเส้นแบ่งเลนให้มีความเที่ยงตรงมากยิ่งขึ้น โดยสามารถลดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในระบบได้มากกว่าหรือเท่ากับ 50% เพื่อที่จะสามารถนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์เส้นทางโคจรของรถยนต์ส่วนบุคคลเพื่อหาระยะห่างระหว่างเส้นแบ่งเลนกับยานพาหนะ (Huang and Teller., 2009)

ในการสร้างแบบจำลองในครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกใช้ตัวกรองคาลมานเพราะเป็นที่นิยมใช้มาอย่างยาวนาน และด้วยหลักการ

ทำงานของตัวกรองคาลมานทำให้ไม่ต้องใช้หน่วยความจำขนาดใหญ่ ในการประมวลผลซึ่งแตกต่างจากตัวกรองพาร์ติเคิล

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ระบบตรวจจับเลนสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วน คือ การตรวจจับเส้นแบ่งเลน (Lane feature detection) การประมาณระยะห่างระหว่างขอบเลนกับยานพาหนะ (Lane boundary estimation) และการติดตามเส้นเลน (Lane tracking) โดยบทความวิจัยชิ้นนี้จะศึกษาเฉพาะส่วนของการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการประมาณค่าระยะห่างระหว่างขอบเลนกับรถยนต์แบบส่วนบุคคล ถึงแม้ว่าจะมีการพัฒนาระบบตรวจจับเส้นเลนขึ้นมาเป็นจำนวนมาก แต่หลักการพื้นฐานของระบบสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 หลักการพื้นฐานของระบบตรวจจับเลน

2.1 เซ็นเซอร์ ในการออกแบบระบบบางครั้งจำเป็นที่จะต้องใช้งานเซ็นเซอร์มากกว่า 1 ตัว เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานของระบบ (Handmann et al., 1999) โดยเซ็นเซอร์ที่นิยมใช้มีดังนี้

- กล้องวีดีโอและอุปกรณ์ตรวจจับภาพอื่นๆ (Leng and Chen., 2010) เป็นอุปกรณ์ที่ทำให้ง่ายต่อการตรวจจับและเก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมโดยรอบของยานพาหนะได้ นอกจากนี้ยังมีราคาไม่สูงมากในปัจจุบัน และยังไม่ต้องการปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัยอยู่เสมอเหมือนกับระบบจีพีเอส ซึ่งการวิจัยชิ้นนี้ใช้ข้อมูลที่ได้จากกล้องวีดีโอในการสร้างแบบจำลอง

- เลเซอร์และเรดาร์ ยังเป็นอุปกรณ์ที่นิยมใช้ในการตรวจจับวัตถุที่อยู่ห่างออกไปจากตัวรถ เช่น ต้นไม้ ภูเขา ซึ่งเหมาะกับถนนในชนบท (Ma et al., 2000)

- เซ็นเซอร์ภายในระบบการขับเคลื่อนของยานพาหนะ เช่น ความเร็วรอบในการขับเคลื่อน อัตราความเร่งหรือ ความเร็วของล้อรถ เป็นต้น

- จีพีเอส (Goldbeck et al., 2000) ใช้เพื่อระบุตำแหน่งของยานพาหนะ ซึ่งความถูกต้องแม่นยำขึ้นอยู่กับความทันสมัยของข้อมูลของอุปกรณ์เป็นหลัก

2.2 การวิเคราะห์ข้อมูล คือ ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์ต่างๆ เพื่อนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ในระบบตรวจจับเลน เช่น ค่าตำแหน่งของยานพาหนะ วัตถุที่ขวางหรือชนิดของวัตถุต่างๆ เช่น เงา ยานพาหนะอื่นๆ เส้าไฟฟ้า ค่าความโค้งของเส้นแบ่งเลน ค่ามุมของล้อรถ เป็นต้น

2.3 การประมาณค่าข้อมูล คือขั้นตอนในการเพิ่มความถูกต้องแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งจะนำไปใช้ในขั้นตอนติดตามต่อไป สาเหตุที่ต้องมีการประมาณค่าข้อมูลนั้นอาจเกิดจากความบกพร่องของเซ็นเซอร์ หรือสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นจากสภาพแวดล้อม ตัวอย่างเช่น ถ้าใช้กล้องวีดีโอเป็นตัวตรวจจับข้อมูลในบางครั้งขณะที่รถเคลื่อนที่ข้อมูลของเส้นแบ่งเลนก็จะขาดหายไปหรือในบางครั้งมีเงาของเส้าไฟฟ้าพาดผ่านเส้นแบ่งเลนก็จะทำให้ข้อมูลหายไปบางส่วนเช่นกัน หรือในกรณีที่ฝนตกหรือมีหมอกลงจัดก็จะทำให้ภาพของเส้นแบ่งเลนขาดความคมชัดทำให้ค่าตัวแปรต่างๆ ที่ได้จากการตรวจจับขาดความเที่ยงตรง เป็นต้น ดังนั้นจึงต้องมีการประมาณค่าให้กับข้อมูลที่ขาดหายไปหรือข้อมูลที่มีความผิดพลาดสูงอันเนื่องมาจากสัญญาณรบกวน

ในการเพิ่มความเสถียรและความน่าเชื่อถือของข้อมูลก่อนที่จะถูกนำไปใช้ในส่วนของการติดตามซึ่งเป็นขั้นตอนต่อไปของระบบตรวจจับเลนจึงมีความสำคัญเป็นอย่างมาก (Mccall et al., 2012) อัลกอริทึมในการประมาณค่าถึงถูกนำมาใช้งานโดยตัวกรองที่นิยมนำมาใช้ในระบบตรวจจับเส้นแบ่งเลนได้แก่ ตัวกรองคาลมาน (Borkar et al., 2012; Lim et al., 2012) และตัวกรองพาร์ติเคิล (Chiku and Miura., 2012)

ตัวกรองคาลมานถูกนำมาใช้และเป็นที่รู้จักอย่างแพร่หลาย เพราะการใช้งานที่ไม่ยุ่งยาก และมีประสิทธิภาพในการประมาณค่าสูงในระบบประมาณค่า (Estimated system) และติดตาม (Tracking system) (Ristic et al., 2004) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในระบบที่ใช้ในการพยากรณ์การเคลื่อนที่แบบต่างๆ ในระบบตรวจจับเส้นเลนตัวกรองคาลมานสามารถนำไปใช้ได้ ในกรณีที่ต้องการประมาณค่าที่มีสัญญาณรบกวนสูงเนื่องจากค่าที่ได้รับจากเซ็นเซอร์มีความผิดพลาดสูง หรือในกรณีที่ข้อมูลเกิดการสูญหายไป เช่น เส้นแบ่งเลน องศา ความเร็ว ความเร่ง

หรือค่าความโค้งของเส้นแบ่งเลน เป็นต้น จึงทำให้ข้อมูลที่ได้มีความเสถียร และเที่ยงตรงมากยิ่งขึ้นก็จะส่งผลให้ประสิทธิภาพในการทำงานของระบบตรวจจับเลนสูงขึ้นเช่นกัน (Jurgen., 2007)

หลักในการทำงานพื้นฐานของตัวกรองคาลมาน คือค่าที่ได้ในสถานะพยากรณ์ (สถานะอนาคต) เกิดจากการคำนวณค่าความเป็นไปได้โดยใช้ข้อมูลจากสถานะอดีต ร่วมกับข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์และข้อมูลจากสถานะปัจจุบันมาใช้เพื่อคำนวณหาค่าความเป็นไปได้เพื่อพยากรณ์ค่าข้อมูลสำหรับสถานะอนาคต

ตัวอย่างการใช้ตัวกรองคาลมานในระบบการขนส่งและจราจรอัจฉริยะที่มีชื่อเสียงทั่วโลก ได้แก่ รถขับเคลื่อนอัตโนมัติของบริษัท Google (Google Lobbies Nevada self-driving car) (Wright., 2011) และรถยนต์อัจฉริยะที่ชนะการแข่งขัน DARPA Grand Challenge ที่มีชื่อว่า Standley ซึ่งเป็นทีมจากมหาวิทยาลัยสแตนฟอร์ด (Thrun et al., 2006) โดยรถอัจฉริยะดังกล่าวใช้ค่าที่ได้จากเซ็นเซอร์ต่างๆ เช่น กล้อง จีพีเอส เลเซอร์ เรดาร์ และอื่นๆ ในการตรวจจับข้อมูลภายในและภายนอกของรถ นอกจากนี้ยังใช้ตัวกรองคาลมาน (Unscented Kalman Filter: UKF) ในการประมาณค่า ระยะพิกัดของรถ ตำแหน่ง และความเร็วในการขับเคลื่อนของรถอัจฉริยะซึ่งเป็นรถที่สามารถขับเคลื่อนได้เองโดยปราศจากคนขับ

3. การทำงานของโปรแกรม

การวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลองที่รองรับการขับเคลื่อนของรถยนต์ส่วนบุคคลที่มีลักษณะแบบไม่เป็นเชิงเส้นและถูกจำลองแบบ 2 มิติ ในการคำนวณหาตัวแปรที่จำเป็นสำหรับสถานะปัจจุบันที่จะถูกนำไปใช้ร่วมกับค่าที่ได้จากเซ็นเซอร์ในการประมาณค่าความเป็นไปได้ในสถานะอนาคต โดยใช้ความรู้ทางเรขาคณิตวิเคราะห์ในการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายวงโคจรของรถยนต์ส่วนบุคคลขึ้นมา เพื่อช่วยให้การประมาณค่าของตัวกรองคาลมานซึ่งใช้หลักการพื้นฐานการทำงานของระบบ linear dynamic systems โดยถือว่าเป็นหัวใจสำคัญในการประยุกต์ใช้งานตัวกรองคาลมาน ให้มีความถูกต้องแม่นยำและเหมาะสมกับการใช้งานในสภาพแวดล้อม ที่มีสัญญาณรบกวนสูงอย่างระบบตรวจจับเลน โดยสร้างแบบจำลองในที่นี้ได้ระบุให้มีการใช้กล้องวิดีโอในการเก็บรวบรวมข้อมูลของถนนซึ่งถูกติดตั้งที่ด้านหน้าของรถยนต์ มีความเร็วในการขับเคลื่อนประมาณ 80 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ภาพจะถูกนำมา

วิเคราะห์ในอัตราส่วน 30 เฟรมต่อวินาที และจำลองความกว้างของถนนอยู่ที่ 3 ถึง 3.7 เมตร

อีกหนึ่งตัวอย่างของการสร้างแบบจำลองวงโคจรของยานที่สร้างโดย Wang, Patrick และทีมงาน (Wang et al., 2012) ซึ่งสามารถประมาณค่าตัวแปรที่ใช้ในการเคลื่อนที่ของรถยนต์ได้ แต่ภายใต้เงื่อนไขของถนนที่มีลักษณะเป็นเส้นตรงเท่านั้น ซึ่งทำให้ผู้วิจัยเกิดแนวคิดที่จะสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายเส้นทางโคจรของรถยนต์ส่วนบุคคลที่มีการขับเคลื่อนแบบตรงและโค้งผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงและโค้งโดยใช้ตัวกรองคาลมานโดยลำดับการสร้างแบบจำลองแสดงดังต่อไปนี้

3.1 การสร้างแบบจำลองระบบ (System State)

คือขั้นตอนแรกในการจำลองรูปแบบการเคลื่อนที่ในแบบต่างๆ ของรถยนต์ผ่านเส้นแบ่งเลนที่มีลักษณะตรงและโค้ง ดังรูปที่ 2 เพื่อหาตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณหรือประมาณค่าในสถานะอนาคต ($t+1$) จากข้อมูลที่ได้จากสถานะปัจจุบัน (t) โดยค่าตัวแปรที่ใช้ในการสร้างฟังก์ชันเพื่อประมาณค่าแสดงดังนี้

$$x^t = [d_l^t, \theta_l^t, \kappa_l^t, d_r^t, \theta_r^t, \kappa_r^t, v^t, \dot{\theta}^t]^T$$

โดย

x^t : เมตริกซ์ที่ใช้เก็บค่าตัวแปรของแบบจำลองระบบ

d_l^t และ d_r^t : ระยะห่างระหว่างยานพาหนะกับขอบ

ของเส้นแบ่งเลนทางด้านซ้ายและขวา

θ_l^t และ θ_r^t : ค่าองศา (Tangent) ของเส้นแบ่งเลน

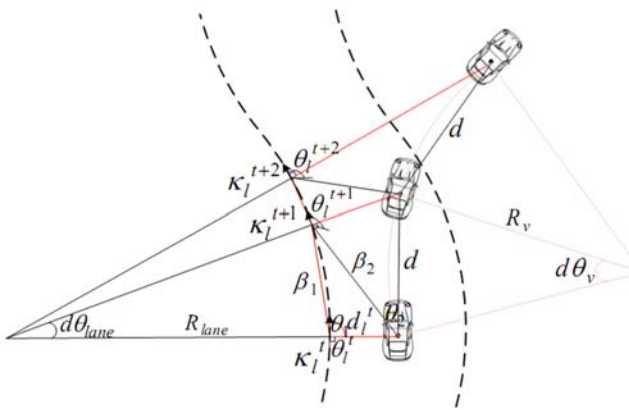
ทางด้านซ้ายและขวา

κ_l^t และ κ_r^t : ค่าความโค้งของเส้นแบ่งเลนทาง

ด้านซ้ายและขวา

v^t : ค่าความเร็วของรถยนต์

$\dot{\theta}^t$: ค่าความเร็วเชิงมุมของรถยนต์



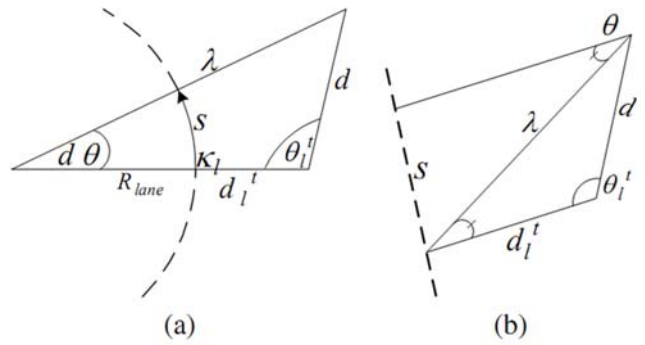
รูปที่ 2 แบบจำลองเรขาคณิตวิเคราะห์ของวงโคจร การขับเคลื่อนของรถยนต์ส่วนบุคคล

3.2 การสร้างสมการระบบ (State transition function) คือ ขั้นตอนในการคำนวณหาสมการที่จะใช้ในการคำนวณค่าตัวแปรของแบบจำลองระบบในสถานะอนาคต โดยใช้ค่าที่ได้จากสถานะอดีตและปัจจุบันแทนค่าลงไปในการสมการระบบ ดังนี้

$$\begin{aligned} d_i^{t+1} &= f(d_i^t, \theta_i^t, \kappa_i^t, v^t, \dot{\theta}^t) \\ \theta_i^{t+1} &= f(\theta_i^t + (\dot{\theta}^t \cdot \Delta t) + (\kappa_i^t \cdot s)) \\ \kappa_i^{t+1} &= \kappa_i^t \\ d_r^{t+1} &= f(d_r^t, \theta_r^t, \kappa_r^t, v^t, \dot{\theta}^t) \\ \theta_r^{t+1} &= f(\theta_r^t + (\dot{\theta}^t \cdot \Delta t) + (\kappa_r^t \cdot s)) \\ \kappa_r^{t+1} &= \kappa_r^t \end{aligned}$$

โดยลำดับขั้นตอนในการสร้างสมการเพื่อหาค่าตัวแปรของแบบจำลองระบบแสดงดังต่อไปนี้

3.2.1 การคำนวณหาค่าความยาวส่วนโค้ง (Arc-Length :s) แสดงค่าตัวแปรดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ค่าตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณหาค่าความยาวส่วนโค้ง (a) รถยนต์ขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นโค้ง (b) รถยนต์ขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรง

สมการในการหาค่าความยาวเส้นโค้งเมื่อรถยนต์ขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงแสดงดังสมการที่ (1) ส่วนสำหรับเส้นโค้งแสดงดังสมการที่ (2)

$$s = \lambda \cdot \sin(\theta) \quad \text{สมการที่ (1)}$$

$$s = \kappa \cdot d\theta \quad \text{สมการที่ (2)}$$

3.2.2 สมการในการหาค่าระยะห่างระหว่างรถยนต์กับเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงและเส้นโค้งแสดงดังสมการที่ (3) ถึงสมการที่ (6) โดยมีค่าตัวแปรแสดงดังรูปที่ 2

$$\beta_1 = 2 \cdot \frac{1}{\kappa} \cdot \sin\left(\frac{\kappa \cdot s}{2}\right) \quad \text{สมการที่ (3)}$$

$$\beta_2 = \sqrt{\beta_1^2 + d_i^2 - (2 \cdot \beta_1 \cdot d_i \cdot \cos(\theta_1))} \quad \text{สมการที่ (4)}$$

$$d = 2 \cdot \frac{v}{\dot{\theta}} \cdot \sin\left(\frac{\dot{\theta} \cdot \Delta t}{2}\right) \quad \text{สมการที่ (5)}$$

$$d_i^{t+1} = \sqrt{\beta_2^2 + d^2 - (2 \cdot \beta_2 \cdot d \cdot \cos(\theta_2))} \quad \text{สมการที่ (6)}$$

จากสมการจะเห็นได้ว่าการใช้ค่าตัวแปรสำหรับเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นโค้ง ซึ่งสามารถใช้ร่วมกันได้กับการคำนวณสำหรับเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรง เพราะเมื่อค่า κ และ $(\dot{\theta})$ มีค่าเท่ากับศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์จะส่งผลให้สมการที่ (3) และ (5) มีค่าเท่ากับสมการที่ใช้คำนวณการขับเคลื่อนของรถยนต์ผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรงแสดงดังสมการที่ (7) และ (8)

$$\beta_1^s = \lim_{\kappa \rightarrow 0} 2 \cdot \frac{1}{\kappa} \cdot \sin\left(\frac{\kappa \cdot s}{2}\right) = s \quad \text{สมการที่ (7)}$$

$$d^s = \lim_{\theta \rightarrow 0} 2 \cdot \frac{v}{\theta} \cdot \sin\left(\frac{\theta \cdot \Delta t}{2}\right) = v \cdot \Delta t \quad \text{สมการที่ (8)}$$

3.3 สมการของระบบ ซึ่งเป็นสมการหลักของแบบ

จำลองแสดงดังสมการที่ (9)

$$x^{t+1} = f(x^t, u^t) + v_t \quad \text{สมการที่ (9)}$$

3.4 สมการของแบบจำลองการวัด ซึ่งเป็นสมการที่

ใช้ในการกำหนดค่าตัวแปรสำหรับเซ็นเซอร์ที่จะถูกนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองดังสมการที่ (10)

$$z^t = [d_t^t, \theta_t^t, \kappa_t^t, d_r^t, \theta_r^t, \kappa_r^t]^T \quad \text{สมการที่ (10)}$$

$$z^{t+1} = Hx^t + v_t \quad \text{สมการที่ (11)}$$

3.5 การแปลงฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นแบบ

เชิงเส้น (Linearization) เนื่องจาก $f(x^t)$ คือ ฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้นดังนั้นจึงจำเป็นต้องใช้ *Extended Kalman Filter: EKF* เข้ามาใช้งานแทนตัวกรองคาลมานแบบธรรมดาที่รองรับการใช้งานฟังก์ชันที่เป็นเชิงเส้นเท่านั้น สมการที่ใช้ในการแปลงแสดงดังสมการที่ (12) ซึ่งใช้หลักการแปลงเมทริกซ์จาโคเบียน (Jacobian Matrix) แสดงดังสมการที่ (13)

$$f(x^t, u^t) \approx f(\hat{x}^t, u^t) + J^{ft}(x^t - \hat{x}^t) \quad \text{สมการที่ (12)}$$

$$J^{ft} = \left[\frac{\partial f(x^t, u^t)}{\partial x^t} \right] \quad \text{สมการที่ (13)}$$

3.6 การกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับค่าตัวแปรของสมการ

ระบบ (Initialization) ในที่นี้ผู้วิจัยกำหนดให้ทุกตัวแปรมีค่าดังสมการที่ (14)

$$x_0^t = [d_t^t, \theta_t^t, \kappa_t^t, d_r^t, \theta_r^t, \kappa_r^t, 0, 0]^T \quad \text{สมการที่ (14)}$$

3.7 การกำหนดค่าความแปรปรวนของสัญญาณ

รบกวน (Noise Covariance) ในที่นี้ผู้วิจัยกำหนดให้ทุกตัวแปรมีค่าดังสมการที่ (15)

$$S_t = \begin{bmatrix} (\sigma d_t)^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & (\sigma \theta_t)^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (\sigma \kappa_t)^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (\sigma d_r)^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & (\sigma \theta_r)^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & (\sigma \kappa_r)^2 \end{bmatrix} \quad \text{สมการที่ (15)}$$

3.8 อัลกอริทึมของแบบจำลองในการประยุกต์ใช้ EKF

แสดงดังนี้

1. Input Z_0 .

2. Calculate \hat{X}_0 and P_0

3. For $t=1, \dots, T$. do

(a) Predict $\hat{X}_t^- = f(\hat{X}_{t-1}, u_{t-1})$

(b) Calculate J_{ft} and Q_t

(c) Predict $P_t^- = J_{ft} P_{t-1} J_{ft}^T + Q_t$

(d) If is Z_t unavailable

i. Let $\hat{X}_t = \hat{X}_t^{-1}$

ii. Let $P_t = P_t^-$

(e) otherwise

i. Calculate J_{ht}, S_t and Kalman

gain $K_t = P_t^- J_{ht}^T (J_{ht} P_t^- J_{ht}^T + S)^{-1}$

ii. Estimate

$$\hat{X}_t = \hat{X}_t^- + K_t (Z_t - h_t(\hat{X}_t^-))$$

iii. Update the error estimation

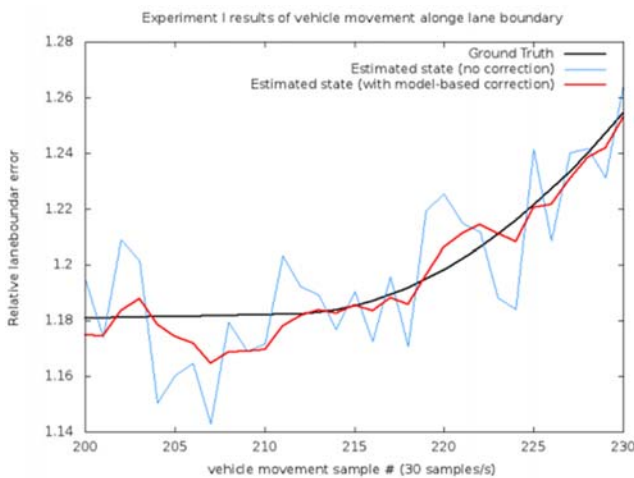
$$P_t = (I - K_t J_{ht}) P_t^-$$

4. ผลการทำงานของโปรแกรม

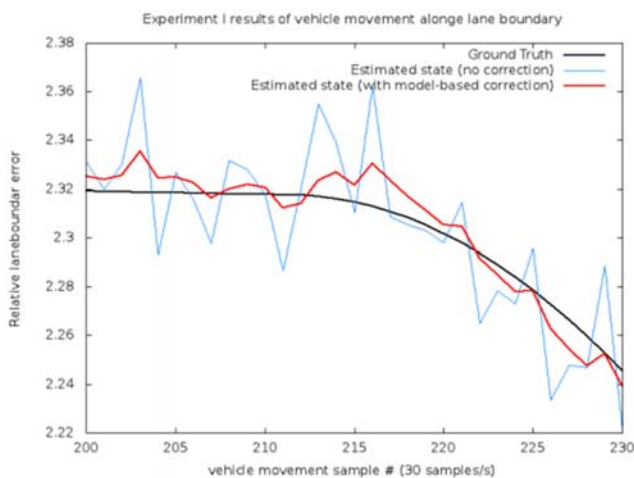
เพื่อประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองผู้วิจัยได้จำลองการขับเคลื่อนของรถยนต์ผ่านเลนที่มีความกว้างประมาณ 3.5 เมตร โดยใช้ความเร็วประมาณ 80 กิโลเมตรต่อชั่วโมง และมีการประมวลภาพ 30 เฟรมต่อวินาที โดยการจำลองในแต่ละครั้งจะประกอบด้วยการขับเคลื่อนแบบตรงและแบบโค้งผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นทั้งเส้นตรงและเส้นโค้ง

การจำลองแบ่งออกเป็นสองแบบ คือ การจำลองการขับเคลื่อนของรถยนต์ผ่านสภาพแวดล้อมที่มีสัญญาณรบกวนเพียงอย่างเดียวแสดงดังรูปที่ 4 และ 5 กับการจำลองการขับเคลื่อนผ่านสภาพแวดล้อมที่มีสัญญาณรบกวนและการขาดหายไปของ

ข้อมูลบางส่วนเพื่อทดสอบประสิทธิภาพในการประมาณค่าของแบบจำลอง แสดงดังรูปที่ 6 และ 7 โดยสีดำแสดงถึงข้อมูลจริง สีฟ้าแสดงถึงข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์ที่มีสัญญาณรบกวนสูง และสีแดงคือข้อมูลที่ได้จากการประมาณค่าโดยแบบจำลอง

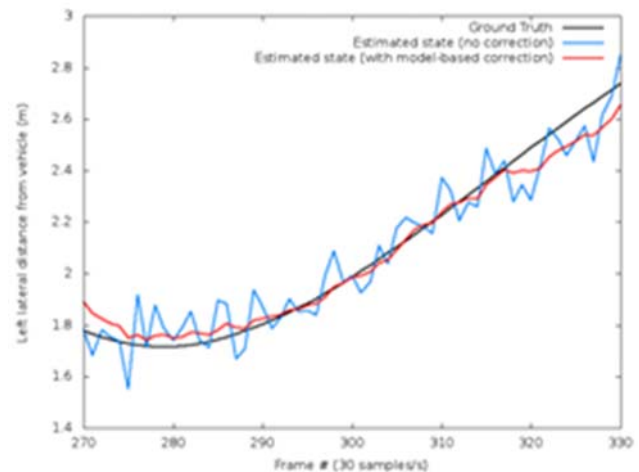


(a)

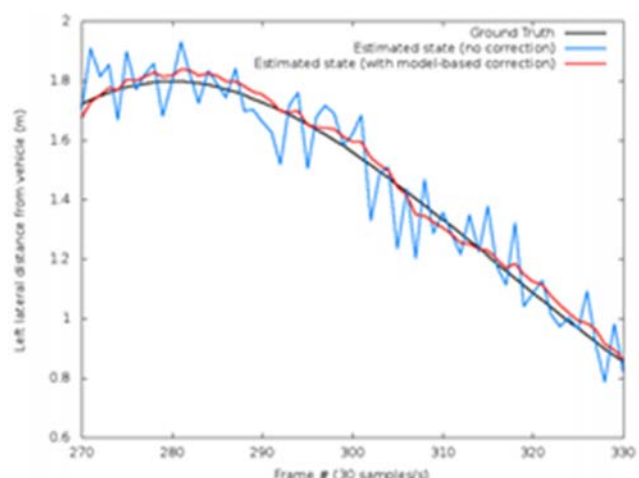


(b)

รูปที่ 4 ผลการประมาณค่าของแบบจำลองเมื่อรถยนต์ขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นตรง โดยรถขับเคลื่อนแบบเส้นตรงจากเฟรมที่ 200 ถึง 215 และเปลี่ยนลักษณะการขับเคลื่อนแบบโค้งจากเฟรมที่ 216 ถึง 230 (a) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางซ้าย (b) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางขวา

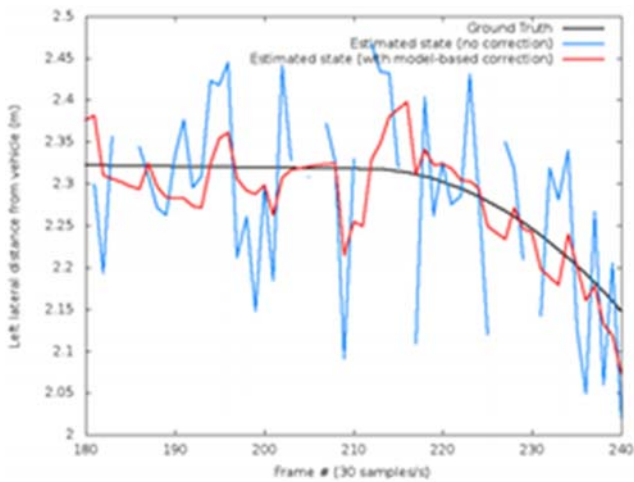


(a)

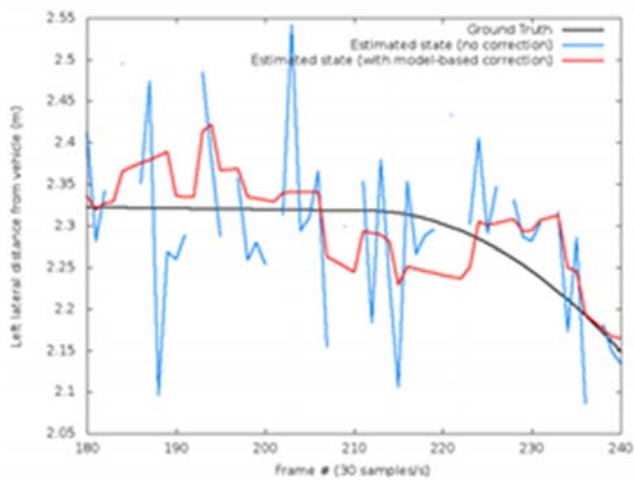


(b)

รูปที่ 5 ผลการประมาณค่าของแบบจำลองเมื่อรถยนต์ขับเคลื่อนผ่านเส้นแบ่งเลนที่เป็นเส้นโค้ง โดยรถขับเคลื่อนแบบเส้นตรงจากเฟรมที่ 200 ถึง 215 และเปลี่ยนลักษณะการขับเคลื่อนแบบโค้งจากเฟรมที่ 216 ถึง 230 (a) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางซ้าย (b) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางขวา



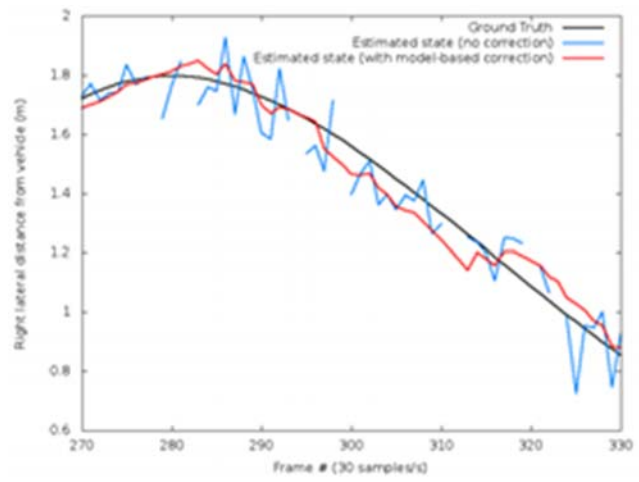
(a)



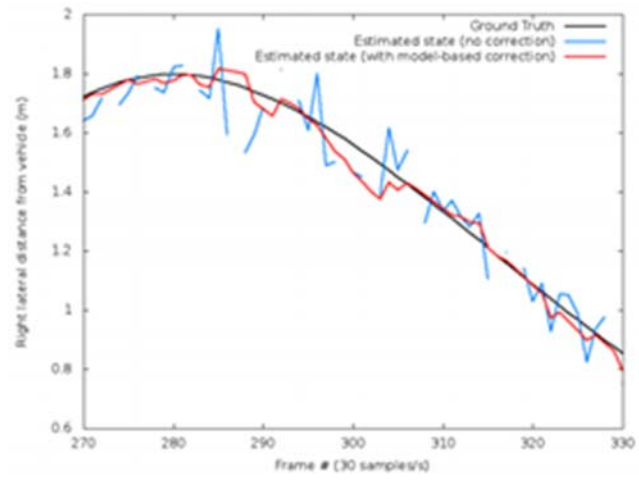
(b)

รูปที่ 6 ผลการประมาณค่าของแบบจำลองเช่นเดียวกับรูปที่ 4 แต่มีการเพิ่มการขาดหายไปของข้อมูลเข้าไป (a) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางซ้ายที่มีการขาดหายไปของข้อมูล 15 % (b) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางขวาที่มีการขาดหายไปของข้อมูล 25%

ซึ่งผลจากการทดลองทั้งสองแบบแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการประมาณค่าของแบบจำลองที่สร้างขึ้น ซึ่งเห็นได้จากรูปที่ 4 ถึง 7 แบบจำลองสามารถลดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นได้อย่างชัดเจน และนอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้หาค่า Root Mean Square Error (RMSE) เพื่อแสดงการเปรียบเทียบค่าของข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนกับค่าประมาณที่ได้จากแบบจำลอง



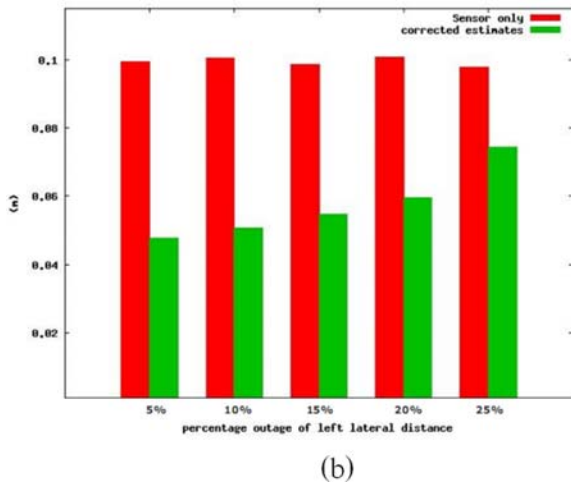
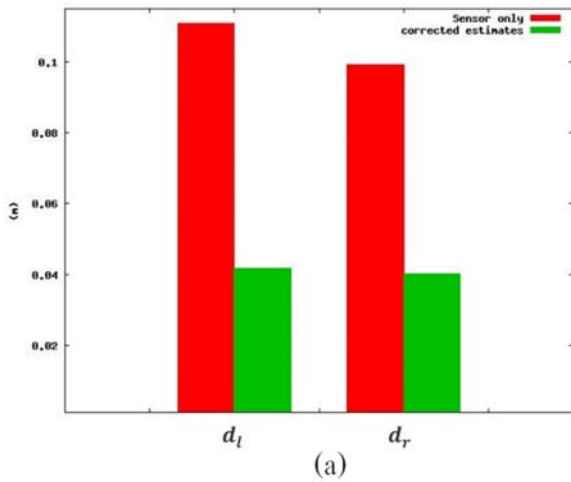
(a)



(b)

รูปที่ 7 ผลการประมาณค่าของแบบจำลองเช่นเดียวกับรูปที่ 5 แต่มีการเพิ่มการขาดหายไปของข้อมูลเข้าไป (a) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางซ้ายที่มีการขาดหายไปของข้อมูล 15 % (b) ค่าระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางขวาที่มีการขาดหายไปของข้อมูล 25%

โดยในกรณีที่ไม่มี การขาดหายไปของข้อมูลแสดงดังรูปที่ 4 และ 5 แบบจำลองสามารถลดสัญญาณรบกวนได้มากกว่า 50% และในกรณีที่ มีสัญญาณรบกวนและการขาดหายไปของข้อมูลประสิทธิภาพของแบบจำลองลดลงตามจำนวนการขาดหายไปของสัญญาณที่เพิ่มมากขึ้นแสดงดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 ค่า RMSE โดยสีแดงคือค่าของเซ็นเซอร์ สีเขียวคือค่าที่ได้ผ่านการประมาณค่าโดยแบบจำลอง (a) ค่า RMSE ของระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางซ้ายและขวา (b) ค่า RMSE ของระยะห่างระหว่างขอบเส้นเลนกับรถยนต์ทางซ้ายที่มีการจำลองการขาดหายไปของข้อมูลจาก 5 ถึง 25%

5. สรุป

บทความวิจัยนี้ได้นำเสนอการสร้างแบบจำลองในการประมาณค่าระยะห่างระหว่างรถยนต์และขอบของเส้นแบ่งเลนเพื่อช่วยในการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของระบบตรวจจับเลน ซึ่งถือว่าเป็นส่วนที่มีความสำคัญเป็นอย่างมากเพราะค่าที่ได้จากระบบจะถูกนำไปใช้ต่อไปในระบบการขนส่งและจราจรอัจฉริยะ โดยแบบจำลองนี้สามารถรองรับการขับเคลื่อนของรถยนต์ทั้งแบบที่เป็นเส้นตรงและเส้นโค้งผ่านเส้นแบ่งเลนทั้งที่เป็นเส้นตรง

และเส้นโค้งเช่นเดียวกัน ซึ่งผลจากการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูง เพราะสามารถลดสัญญาณรบกวนได้มากกว่า 50 % และยังคงประสิทธิภาพอยู่แม้ว่าข้อมูลที่ได้จะมีทั้งสัญญาณรบกวนและสัญญาณที่ขาดหายไปโดยประสิทธิภาพของแบบจำลองแปรผกผันกับจำนวนสัญญาณที่ขาดหายไป ซึ่งมีประสิทธิภาพดีเพียงพอที่จะนำไปใช้เมื่อเปรียบเทียบกับตัวกรองชนิดอื่นๆ เช่น ตัวกรองพาร์ติเคิล เป็นต้น โดยผู้วิจัยได้วางแผนที่จะนำแบบจำลองนี้ไปประยุกต์ใช้งานจริงร่วมกับระบบตรวจจับเลนต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- W. M. centre. 2012. "Road traffic injuries" from <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs358/en/index.html>
- R. Bishop. 2000. "Intelligent vehicle applications worldwide," *IEEE Intelligent Systems*, 15(1): 78-81.
- D. D. Salvucci. 2004. "Inferring driver intent: A case study in lane-change detection," in *Proceedings of the Human Factors Ergonomics Society 48th Annual Meeting*, 2228-2231.
- F. Heimes and H.-H. Nagel. 2002. "Towards active machine-vision-based driver assistance for urban areas," *International Journal of Computer Vision*, 50(1): 5-34.
- R. Jiang, R. Klette, T. Vaudrey, and S. Wang. 2011. "Lane detection and tracking using a new lane model and distance transform." *Mach. Vis. Appl.*, 22(4): 721-737.
- A. S. Huang and S. Teller. 2009. "Lane boundary and curb estimation with lateral uncertainties," in *Proceedings of the IEEE/RSJ*, 1729-1734.
- U. Handmann, I. Leefken, C. Tzomakas, W. v. Seelen, and L. F. T. Bi-ologie. 1999. "A flexible architecture for driver assistance," In *Proceedings of SPIE*. SPIE.
- Y.-C. Leng and C.-L. Chen. 2010. "Vision-based lane departure detection system in urban traffic scenes." in *ICARCV*. IEEE, 1875-1880.

- B. Ma, S. Lakshmanan, and A. O. Hero. 2000. "Simultaneous detection of lane and pavement boundaries using model-based multisensor fusion," **IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems**.
- J. Goldbeck, B. Huertgen, S. Ernst, and L. Kelch. 2000. "Lane following combining vision and dgps," **Image Vision Comput.**, 18(5): 425-433.
- J. C. McCall and M. M. Trivedi, "Video based lane estimation and tracking for driver assistance: Survey, system, and evaluation"
- A. Borkar, M. Hayes, and M. Smith. 2012. "A novel lane detection system with efficient ground truth generation," **Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions**, 13(1): 365-374.
- K. H. Lim, K. P. Seng, and L.-M. Ang. 2012. "River flow lane detection and kalman filtering-based b-spline lane tracking," **International Journal of Vehicular Technology**.
- T. Chiku and J. Miura. 2012. "On-line road boundary estimation by switching multiple road models using visual features from a stereo camera." in **IROS. IEEE**, 4939-4944.
- B. Ristic, S. Arulampalam, and N. Gordon. 2004. "Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications" (Artech House Radar Library). **Artech Print on Demand**.
- _____.2004. "Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications", 1st ed. Artech House Publishers.
- R. Jurgen and S. of Automotive Engineers. 2007. "A Simple CCD Based Lane Tracking System", ser. PT (Series) (Warrendale, Pa.). **Society of Automotive Engineers**, no. 2
- A. Wright. 2011. "Automotive autonomy," **Commun. ACM**, 54(7): 16-18.
- S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavens, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann, K. Lau, C. Oakley, M. Palatucci, V. Pratt, P. Stang, S. Strohband, C. Dupont, L.-E. Jendrossek, C. Koelen, C. Markey, C. Rummel, J. van Niek-erk, E. Jensen, P. Alessandrini, G. Bradski, B. Davies, S. Ettinger, A. Kaehler, A. Nefian, and P. Mahoney. 2006. "Winning the darpa grand challenge," **Journal of Field Robotics**, accepted for publication.
- A. Borkar, M. Hayes, and M. T. Smith. 2009. "Robust lane detection and tracking with ransac and kalman filter." in **ICIP. IEEE**, 3261-3264.
- P. K. Wang, P. A. Torrione, L. M. Collins, and K. D. Morton, Jr. 2012. "Rapid position estimation and tracking for autonomous driving," in **Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series**, 8387.



>> ขวภาพ เกตุมณี

สำเร็จการศึกษา ระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ (วศ.ม.) พ.ศ. 2554 สถาบันเอเชีย ระดับปริญญาครุศาสตร์อุตสาหกรรมบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม (คอ.บ) พ.ศ. 2545 สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปัจจุบันดำรงตำแหน่ง อาจารย์ประจำ สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีปทุม บางเขน กรุงเทพฯ