

การเตือนการพลิกคว่ำแบบทริปและแบบอันทริปด้วยโครงข่ายประสาทแบบเวลาจริง



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2562

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**

Real-Time Rollover Warning in Tripped and Untripped Rollover with Neural Networks



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

Department of Computer Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2019

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเตือนการพลิกคว่ำแบบทริปและแบบอันทริปด้วย โครงข่ายประสาทแบบเวลาจริง
โดย	นายไกรฤกษ์ ตรีทิพสุนทร
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษฎา พนมเชิง

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง  
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(รองศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อรรณวิทย์ สุตแสง)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(รองศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษฎา พนมเชิง)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(ดร.ศุภกร สีทธิไชย)

ไกรฤกษ์ ตรีทิพสุนทร : การเตือนการพลิกคว่ำแบบทริปและแบบอันทริปด้วยโครงข่ายประสาทแบบเวลาจริง. ( Real-Time Rollover Warning in Tripped and Untripped Rollover with Neural Networks) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.เศรษฐา ปานงาม, อ.ที่ปรึกษาร่วม : ผศ. ดร.กฤษฎา พนมเชิง

ระบบป้องกันการพลิกคว่ำสำคัญมากสำหรับความปลอดภัยของผู้ขับขี่ การพัฒนาระบบป้องกันการพลิกคว่ำต้องการการประเมินความเสี่ยงในการพลิกคว่ำ ความยากของการประเมินความเสี่ยงคือ การที่ไม่รู้ความสูงจุดศูนย์ถ่วงของรถ หรือน้ำหนักของรถในขณะนั้น เป็นต้น งานวิจัยนี้จะพัฒนาการคาดการณ์การพลิกคว่ำโดยที่ไม่รู้ตัวแปรข้างต้น โดยโครงข่ายประสาทใช้ค่าจากเซนเซอร์ที่ติดตั้งบนรถ

การทดลองจะใช้โมเดลของรถยนต์ SUV เนื่องจากมีจุดศูนย์ถ่วงที่สูงกว่ารถยนต์ประเภทอื่น การทดสอบใช้รถทดสอบอัตราส่วน 1:5 โดยใช้ทฤษฎีบั๊กกิงแฮมพาย และรถทดสอบได้ติดตั้งเซนเซอร์วัดความเร่ง 5 จุด และไจโรสโคป 1 จุด การเตือนการพลิกคว่ำ แบ่งเป็น 3 ระดับ ได้แก่ปลอดภัย, มีความเสี่ยง และมีความเสี่ยงสูง โดยระบบสามารถเตือนการพลิกคว่ำได้ทั้งแบบทริปและอันทริป ทริป คือการเข้าโค้งและสะดุดหลุม หรือสิ่งกีดขวาง อันทริปคือการเข้าโค้งด้วยความเร็วสูง การเตือนการพลิกคว่ำใกล้เคียงกับค่าดัชนีการพลิกคว่ำที่วัดได้จริง

การทดลองด้วยข้อมูลจากโปรแกรมจำลอง “CarSim” งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ โดยใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์ที่ติดตั้งบนตัวรถ ผู้วิจัยทดสอบ และเปรียบเทียบ ชนิดของโครงข่ายประสาท โครงสร้างของโครงข่ายประสาท และข้อมูลรับเข้าที่แตกต่างกัน โดยโครงข่ายประสาทที่เหมาะสมกับการคาดการณ์การพลิกคว่ำคือแทนเจนต์มีรากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) อยู่ที่  $3.66 \times 10^{-4}$  และ GRU เหมาะสำหรับการคาดการณ์การพลิกคว่ำโดยมีรากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองอยู่ที่  $0.131 \times 10^{-2}$

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2562

ลายมือชื่อนิสิต .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม .....

# # 5970424121 : MAJOR COMPUTER ENGINEERING

KEYWORD: rollover index, un-tripped rollover, tripped rollover, neural network, Feed-Forward Neural Network, Recurrent Neural Network, dynamics similarity, tanh, LSTM, GRU

Kailerk Treetipsounthorn : Real-Time Rollover Warning in Tripped and Untripped Rollover with Neural Networks. Advisor: Assoc. Prof. SETHA PAN-NGUM, Ph.D. Co-advisor: Asst. Prof. Gridsada Phanomchoeng, Ph.D.

The rollover prevention system is important for the safety of the drivers. To make the active rollover prevention systems effective, accurate detection of the risk of rollover is necessary. The traditional rollover index is ineffective to detect rollovers since it relies on dynamic models which require known parameters such as vehicle mass and height of center of gravity of a vehicle. Therefore, this research focuses on developing a new indicator to detect tripped and untripped rollovers by a neural network. There are two methodology for the development. The first methodology is developed on the 1:5 scale vehicle. The multi-variables from available sensors on the developed vehicle are used to develop the neural network and to categorize the rollover status into 3 levels: "Safe", "Low Risk", and "High Risk". From experiment results, the category prediction is agreeable to the calculated rollover index. Thus, the algorithm can detect both tripped and un-tripped rollover. The second one is developed based on simulation. The vehicle simulation software, CarSim, is applied to generate the data and validate the result. A verity recurrent neural networks are evaluated. The results show that the Tanh recurrent neural network is suitable for tripped rollover. The RMSE of it is  $3.66 \times 10^{-4}$ . Moreover, GRU is suitable for untripped rollover. The RMSE of it is  $0.131 \times 10^{-2}$ .

Field of Study: Computer Engineering

Student's Signature .....

Academic Year: 2019

Advisor's Signature .....

Co-advisor's Signature .....

## กิตติกรรมประกาศ

โครงการนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความกรุณาจาก รศ. ดร. เศรษฐา ปานงาม เป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ. ดร. กฤษณา พนมเชิง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาร่วม และกรรมการ ที่ได้ให้คำแนะนำ แนวคิด ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ มาโดยตลอด จนโครงการเล่มนี้เสร็จสมบูรณ์ ผู้ศึกษาจึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่ให้คำปรึกษาในเรื่องต่าง ๆ รวมทั้งเป็นกำลังใจที่ดีเสมอมา

งานวิจัยนี้จะเกิดขึ้นไม่ได้เลยหากไม่มี โครงการ smart mobility สำหรับโปรแกรมจำลอง CarSim

ขอขอบคุณ รศ. ดร. อติวงศ์ สุชาโต, รศ. ดร. โปรดปราน บุญยพุกกณะ, Christian Dengler, กวิน เมศร์ศิริตระกูล, ชลธร ขวัญจรเกียรติ, กรพัฒน์ ปรีชากุล, เพื่อน ๆ พี่ ๆ ในแลป spoken language system ที่ช่วยให้คำแนะนำดี ๆ ที่ให้คำแนะนำทั้งงานวิจัย และการใช้ชีวิต

ขอขอบคุณภาควิชาคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยที่ให้ทุน อัจฉริยะคืนรัง ในการศึกษาเล่าเรียน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ไกรฤกษ์ ตริทิพสุนทร

## สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
1. บทนำ.....	1
1.1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2. วัตถุประสงค์การวิจัย.....	4
1.3. ขอบเขตการวิจัย.....	5
1.4. การประชุมทางวิชาการ.....	5
2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1. ความเหมือนกันทางพลวัต.....	6
a) ทฤษฎีบั๊กกิงแฮมพาย.....	6
2.2. โปรแกรมจำลอง.....	9
2.3. การคำนวณการพลิกคว่ำ.....	9
a) ปัจจัยเสถียรภาพคงที่.....	10
b) ดัชนีการพลิกคว่ำ.....	11
I. วิธีคำนวณแบบอันทริป.....	12
II. วิธีคำนวณแบบทริป.....	13
2.4. โครงข่ายประสาทเทียม.....	14



a)	โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า .....	16
b)	โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ.....	16
I.	แทนเจนต์ .....	18
II.	ความจำระยะสั้น.....	18
III.	หน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ .....	19
2.5.	งานวิจัย .....	20
a)	Integrated chassis control for vehicle rollover prevention with neural network time-to-rollover warning metrics.....	20
b)	An Application of Neural Network to Control Stability of an Articulated Vehicle in Real Time .....	23
3.	ระเบียบวิธี.....	24
3.1.	การทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5 .....	24
a)	การติดตั้งอุปกรณ์บนรถทดสอบขนาด 1:5 .....	24
b)	การพลิกคว่ำแบบอันทริป .....	26
c)	การพลิกคว่ำแบบทริป .....	29
3.2.	การทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง .....	30
a)	การพลิกคว่ำแบบอันทริป .....	30
d)	การพลิกคว่ำแบบทริป .....	33
4.	ผลการทดลอง และวิเคราะห์ .....	40
4.1.	การทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5 .....	40
a)	การพลิกคว่ำแบบอันทริป และทริป .....	40
4.2.	การทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง .....	45
a)	การพลิกคว่ำแบบอันทริป .....	45
b)	การพลิกคว่ำแบบทริป .....	49

5. ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ .....	56
6. ภาคผนวก.....	58
บรรณานุกรม.....	60
ประวัติผู้เขียน.....	67



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

## 1. บทนำ

เค้าโครงของบทนำนี้แบ่งออกเป็น 4 ส่วน ที่มาและความสำคัญของงานวิจัยการคาดเดาการพลิกคว่ำอยู่ในส่วนที่ 1 วัตถุประสงค์ของงานวิจัยอยู่ในส่วนที่ 2 ขอบเขตของงานวิจัยอยู่ในส่วนที่ 3 และการประชุมวิชาการที่ผู้วิจัยเคยไปประชุมมาอยู่ในส่วนที่ 4

### 1.1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

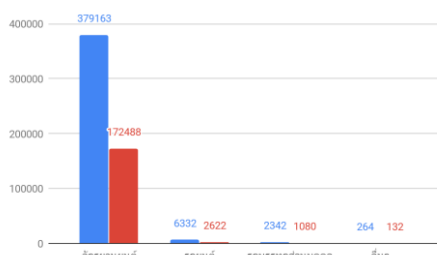
การพลิกคว่ำของรถยนต์ (Rollover) เกิดขึ้นได้ 2 วิธี คือ การพลิกคว่ำแบบทริป (Tripped rollover) และการพลิกคว่ำแบบอันทริป (Un-tripped rollover) ดังรูปที่ 1 การพลิกคว่ำแบบทริปเกิดขึ้นเมื่อมีแรงกระทำจากภายนอกมากกระทำกับตัวรถ ตัวอย่างเช่น เมื่อล้อตกหลุม เหยียบหิน ดังรูปที่ 1(a) หรือรถออกนอกถนน และชนเข้ากับขอบถนน ดังรูปที่ 1(b) ในทางกลับกัน การพลิกคว่ำแบบอันทริป ดังรูปที่ 1(c) เกิดขึ้นเมื่อ รถมีความเร็วสูง และเลี้ยวหักศอก ซึ่งทำให้เกิดความเร่งสู่ศูนย์กลางจากการเลี้ยวมากเกินไป เช่น รถยนต์ทำการหลีกเลี่ยงการชนหรือหักเลี้ยวที่ความเร็วสูง [1, 2]



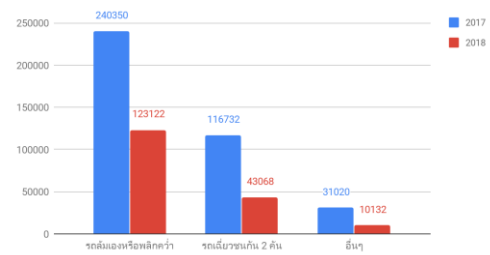
(a) (b) (c)

รูปที่ 1 (a), (b) การพลิกคว่ำแบบทริป (c) การพลิกคว่ำแบบอันทริป [3]

สถิติอุบัติเหตุจากศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุ เพื่อเสริมสร้างวัฒนธรรมความปลอดภัยทางถนน (Thai RSC) [4]จากรูปที่ 2 และรูปที่ 3 พบว่า สถิติรถพลิกคว่ำมีจำนวนประมาณ 120,000 คนต่อปี คิดเป็นอุบัติเหตุที่เกิดจากรถยนต์สูงถึง 6,000 คนต่อปี จากจำนวนข้างต้น ในปีหนึ่งๆ มีการเสียชีวิตจากอุบัติเหตุรถยนต์พลิกคว่ำเป็นจำนวนไม่น้อย



รูปที่ 2 สถิติอุบัติเหตุ ปี 2017-2018 แบ่งตามประเภทรถ



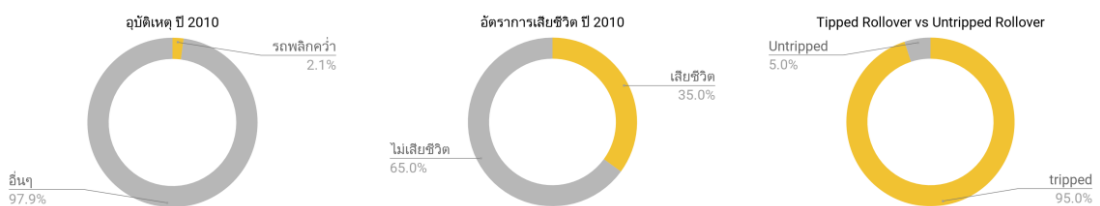
รูปที่ 3 สถิติอุบัติเหตุ ปี 2017-2018 แบ่งตามลักษณะ

เว็บไซต์ไทยรัฐเผยแพร่สถิติอุบัติเหตุรถทัวร์ และรถโดยสาร 2 ชั้น จากข้อมูลกรมการขนส่งทางบก ในระหว่างปี 2555-2558 [5] พบว่า มีอุบัติเหตุเกิดจากรถโดยสาร 2 ชั้นเฉลี่ยปีละ 60-70 ครั้ง หรือเฉลี่ยเดือนละ 5 ครั้ง ขณะที่ ปี 2559 เดือน ม.ค.-เม.ย. เกิดอุบัติเหตุ 25 ครั้ง มีผู้บาดเจ็บ 493 ราย เสียชีวิต 18 ราย และจากศูนย์วิจัยอุบัติเหตุแห่งประเทศไทยสำรวจพบว่ารถโดยสาร 2 ชั้น มีความเสี่ยงเกิดอุบัติเหตุ และอัตราการเสียชีวิตสูงกว่ารถโดยสารชั้นเดียวถึง 6 เท่า เมื่อเทียบกับอัตราการเกิดอุบัติเหตุรถโดยสารที่จดทะเบียนชนิดเดียวกัน ตัวอย่างอุบัติเหตุรถทัวร์ ดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 ตัวอย่างอุบัติเหตุรถทัวร์ 2 ชั้น [5]

อุบัติเหตุจากรถพลิกคว่ำมีความอันตราย และมีอัตราการตายสูงกว่าอุบัติเหตุประเภทอื่น ๆ ตามที่ National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA) [6] บันทึกไว้ พบว่ามีอุบัติเหตุสูงถึง 9.1 ล้านครั้ง บนรถยนต์อเนกประสงค์ (SUV) รถกระบะ และรถตู้ ในปี 2010 และรถพลิกคว่ำอยู่ที่ 2.1% แต่อย่างไรก็ตามยังมีการตายจากอุบัติเหตุรถพลิกคว่ำอยู่ที่ 7,600 คนในปีนั้น และจากบันทึก มีการตายจากอุบัติเหตุโดยรถโดยสารถึง 35% และข้อมูลจาก NHTSA ยังแสดงให้เห็นว่ากว่า 95% เป็นการพลิกคว่ำแบบทริป ขณะที่ 5% เป็นการพลิกคว่ำแบบอันทริป ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 แสดงอุบัติเหตุ อัตราการเสียชีวิต และอุบัติเหตุจากการคว่ำแบบทริป และอันทริป ในปี 2010

เนื่องจากมีอุบัติเหตุการพลิกคว่ำเกิดขึ้นเป็นจำนวนมากในแต่ละปี จึงเป็นเรื่องสำคัญที่จะต้องปรับปรุงระบบความปลอดภัยในการขับขี่ ดังนั้นระบบป้องกันการพลิกคว่ำแบบปรับค่าได้ ได้มีการพัฒนาในหลายบริษัทรถยนต์ เช่น ฟอर्ड (Ford) และ วอลโว่ (Volvo) [7] มีระบบบางชนิดสามารถใช้ในการป้องกันการพลิกคว่ำได้ระบบเบรกอิสระ (differential braking system) เช่น ระบบเบรกกันล้อล็อก (Anti-lock braking Systems, ABS), ระบบเบรกไฟฟ้า (Electronic Braking Systems, EBS) และ ระบบควบคุมเสถียรภาพการทรงตัวของรถ (Electronic Stability Programs, ESP) ได้รับความสนใจมากสำหรับนักวิจัย [7-13] ซึ่งการป้องกันอุบัติเหตุจากการพลิกคว่ำคือการลดอัตราการเลี้ยวและความเร็วของรถยนต์ โดยการปรับรูปแบบการเบรกสำหรับแต่ละล้อ รวมถึงเทคโนโลยีการควบคุมรถ [13-17] เช่น ระบบเลี้ยวล้อหน้า (active front steering, AFS), ระบบเลี้ยวล้อหลัง (active rear steering, ARS), หรือ ระบบเลี้ยวสี่ล้อ (four-wheel steering, 4WS) สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการควบคุมค่าเลี้ยวให้คงที่, การป้องกันการพลิกคว่ำ และระบบช่วงล่างแบบปรับค่าได้ [18-20] สามารถใช้เพื่อหลีกเลี่ยงการพลิกคว่ำเมื่อล้อยกออกจากพื้น active roll bar stabilization system [20-22] ใช้การกันสั่นแบบปรับค่าได้สำหรับกระจายค่าทอร์กระหว่างเพลาหน้า และเพลาหลังของรถยนต์ ซึ่งนี้สามารถลดการคว่ำได้ นอกจากนี้การจัดทอร์กแบบปรับค่าได้ [23] มีโอกาสป้องกันอุบัติเหตุจากการคว่ำได้ มีวิธีควบคุมรถหลายวิธีที่ถูกพัฒนาเพื่อสนับสนุนระบบนี้

เพื่อที่จะทำให้ระบบป้องกันการคว่ำมีประสิทธิภาพ ความแม่นยำในการตรวจจับความเสี่ยงการพลิกคว่ำของรถสำคัญมาก ซึ่งขึ้นอยู่กับค่าดัชนีการพลิกคว่ำ (Rollover Index) ซึ่งมีหลากหลายวิธี เช่น ปัจจัยเสถียรภาพคงที่ (Static Stability Factor, SSF) พัฒนาการวัดค่าความต้านทานของการออกแบยยานพาหนะ [24] เสนอดัชนีการพลิกคว่ำด้วยการอ้างอิง พลังงานจลน์ และพลังงานสำรองป้องกันการพลิกคว่ำ (rollover prevention energy reserve, RPER) ได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อตรวจสอบความเสี่ยงการคว่ำโดยอ้างอิงฟังก์ชันของพลังงาน [8, 25] เสนอดัชนีการพลิกคว่ำ โดยใช้พลังงานจลน์ และ [26] เสนอ มิตินการคว่ำโดยใช้การวิเคราะห์ระนาบเฟสพลวัตของการคว่ำ (roll dynamics phase plane analysis) และ มีอีกหลายงานวิจัยโดยใช้อัตราการโอนถ่ายโหลด (Load transfer ratio, LTR) [1, 7, 12, 14-16, 18] โดยที่อัตราการโอนถ่ายโหลดขึ้นอยู่กับหลายตัวแปรอย่างเช่น มุมองศาการคว่ำ (roll angle), ศูนย์คว่ำ (roll center) , จุดศูนย์กลางถ่วง (Center of gravity) มีหลากหลายเทคนิคที่พัฒนามาเพื่อประมาณค่าต่าง ๆ เหล่านี้ และยิ่งไปกว่านี้ยังมี [27] เสนออัลกอริทึมการเตือนโดยใช้ระยะเวลาก่อนพลิกคว่ำ (time to rollover, TTR) โดยเทคนิคนี้สามารถให้การคาดเดาความเสี่ยงในการพลิกคว่ำได้แบบเวลาจริง และสามารถพัฒนากับดัชนีการพลิกคว่ำแบบอื่น ๆ อย่างไรก็ตามการตรวจจับการพลิกคว่ำแบบต่าง ๆ ได้มีการพัฒนา และเทคนิคเหล่านี้ต้องการรู้ ตัวแปรต่าง ๆ ของรถ เช่น มวลนอกสปริง (un-sprung mass), ความสูงจุดศูนย์กลางถ่วงรถ ซึ่งอาจจะเปลี่ยนแปลงได้เมื่อมีผู้โดยสาร หรือสัมภาระ

ดังนั้นดัชนีการพลิกคว่ำดั้งเดิมไม่มีประสิทธิภาพเมื่อมีการเปลี่ยนน้ำหนัก งานวิจัยนี้จะพัฒนาตัวชี้บ่งชี้ใหม่ที่จะตรวจจับการพลิกคว่ำ โดยใช้โครงข่ายประสาท (Neural Network) กับเทคนิคการโอนถ่ายโหนด โดยไม่ต้องรู้ตัวแปรความสูงจุดศูนย์รถ, มวลนอกสปริง และสามารถประยุกต์ใช้กับหลาย ๆ เหตุการณ์ได้

สร้างข้อมูลฝึกสอนโดยโปรแกรมจำลอง “CarSim” ซึ่งเป็นโปรแกรมระดับมาตรฐานโรงงาน โดยใช้การจำลองสภาพแวดล้อมรอบ ๆ เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงค่าใช้จ่ายสูง และความเสี่ยงในการพลิกคว่ำของรถจริง ผู้วิจัยคาดหวังค่าความผิดพลาดในแอปพลิเคชันจะมีค่าน้อยมาก เพราะว่าซอฟต์แวร์มีความน่าเชื่อถือมาก

จากสถิติอุบัติเหตุจะเห็นได้ว่าการป้องกันการพลิกคว่ำมีความสำคัญมากซึ่งการที่จะป้องกันการพลิกคว่ำได้นั้น สิ่งที่สำคัญที่สุดคือ การคาดเดาการพลิกคว่ำ ซึ่งการคาดเดาการพลิกคว่ำในแบบที่มีอยู่นั้นทำได้โดยการประมาณค่าตัวแปรบางตัวให้เป็นค่าคงที่เนื่องจากไม่สามารถวัดค่าได้แบบเวลาจริง ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะนำโครงข่ายประสาทมาช่วยในการคาดเดาการพลิกคว่ำ

ในงานวิจัยนี้มีการเสนอการตรวจสอบการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาท ซึ่งใช้ดัชนีการพลิกคว่ำ จากงานวิจัย Prediction and prevention of tripped rollovers ของ G. Phanomchoeng และ R. Rajamani [3] เพื่อใช้เป็นมาตรฐานในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาท

สมการการพลิกคว่ำปกติไม่สามารถตรวจจับการคว่ำแบบทริปได้ และมีเพียงแค่ 2 ถึง 3 งานวิจัยที่พูดถึง การคว่ำแบบทริป และงานวิจัยนี้จะเน้นการตรวจจับทั้งทริป และอันทริป โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยที่ใช้อัลกอริทึมที่ไมรู้พารามิเตอร์ และทดสอบกับรถทดสอบขนาด 1:5

### 1.2. วัตถุประสงค์การวิจัย

พัฒนาอัลกอริทึมใหม่สำหรับคาดเดาการพลิกคว่ำแบบทริปและการพลิกคว่ำแบบอันทริปด้วยโครงข่ายประสาท

### 1.3. ขอบเขตการวิจัย

- คาดการณ์การพลิกคว่ำแบบทริป และอันทริปด้วยโครงข่ายประสาท
- ประเมิน และทดสอบอัลกอริทึมด้วยโปรแกรมจำลอง
- ทดสอบบนถนนเรียบ
- ทดสอบด้วยรถประเภท SUV
- เก็บข้อมูลด้วยโปรแกรมจำลอง
- ในการทดลองจะมีค่าที่สนใจ 4 ค่าดังต่อไปนี้ จุดศูนย์กลาง, มวลบนสปริง (sprung mass), ความเร็วรถ (longitudinal speed), มุมองศาล้อหน้า (front wheel steer angle) โดยค่าอื่น ๆ จะเป็นไปตามค่ามาตรฐานของโปรแกรมจำลอง

### 1.4. การประชุมทางวิชาการ

- K. Treetipsounthorn และ G. Phanomchoeng, “Development of a Scaled vehicle for vehicle Dynamics Testing: Application in Vehicle Rollover Testing,” ใน The conference of TRS on Robotics and Industrial Technology (CRIT), Bangkok, Thailand, 2017.
- K. Treetipsounthorn และ G. Phanomchoeng, “Real-Time Rollover Warning in Tripped and Un-tripped Rollovers with A Neural Network,” International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), 2018.
- C. Dengler, K. Treetipsounthorn, G. Phanomchoeng และ S. Panngum, “Vehicle rollover detection using recurrent neural networks,” International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS) and the 9th IEEE International Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM), 2019.

## 2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยแบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 ส่วนคือความเหมือนกันทางพลวัตอธิบายถึงความเหมือนกันระหว่างรถทดสอบ และรถขนาดจริง ในหัวข้อที่ 2.1 โปรแกรมจำลอง ผู้วิจัยใช้โปรแกรม “CarSim” ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ระดับอุตสาหกรรมอธิบายในหัวข้อที่ 2.2 การคำนวณดัชนีการพลิกคว่ำแบบต่าง ๆ ของอันทริป และทริป อยู่ในหัวข้อ 2.3 อธิบายเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทอยู่ในหัวข้อ 2.4 และงานวิจัยอยู่ในหัวข้อ 2.5

### 2.1. ความเหมือนกันทางพลวัต

ในการใช้รถทดสอบเพื่ออธิบายพฤติกรรมของรถขนาดจริง ผู้วิจัยต้องบอกถึงความเหมือนกันทางพลวัต โดยการแสดงถึงความเหมือนกันกับรถขนาดจริง

เนื่องจากงานวิจัยส่วนใหญ่ใช้โปรแกรมจำลองแต่มีงานวิจัยบางงานที่ใช้รถทดสอบจำลอง เนื่องจากการทำรถขนาดจริงนั้นมีอุปสรรคในเรื่องงบประมาณ และความปลอดภัย โดยการประมาณค่าใช้จ่ายของการทดลองระบบด้วยรถยนต์ขนาดจริงอยู่ที่มากกว่า \$100,000 โดยงบประมาณส่วนใหญ่หมดไปกับอุปกรณ์ และการพัฒนาเครื่องมือ อย่างไรก็ตามรถยนต์ขนาดจริงมีความยุ่งยากในการทำงาน การทดสอบ พื้นที่ งบประมาณ และความปลอดภัยในงานวิจัย

ผู้วิจัยเลือกใช้รถทดสอบจำลองจึงส่งผลให้ค่าใช้จ่ายถูกลงทั้งค่าอุปกรณ์ ค่าทดสอบ ค่าใช้จ่ายอื่น ๆ และใช้พื้นที่ในการทดสอบที่เล็กกว่าซึ่งหาง่าย และปลอดภัยมากขึ้นนั่นคือรถทดสอบขนาด 1:5 รถทดสอบขนาด 1:5 มีขนาดที่แตกต่างกับรถขนาดจริงมาก จำเป็นต้องมีความเหมือนกันกับรถขนาดจริงจึงนำความเหมือนกันทางพลวัต เพื่อบอกถึงความเหมือนกันของรถทดสอบจำลองกับรถขนาดจริง ระบบสองระบบที่แตกต่างกันที่ขนาด จะมีความคล้ายกัน เมื่อมีความเหมือนกันจากสมการที่แตกต่างกัน สำหรับการปรับขนาด มีหลายวิธีในการ ประเมินความเหมือนกันทางพลวัต (dynamic similarity) ทฤษฎีบั๊กกิงแฮมพาย ช่วยให้แสดงความเหมือนกันของความเหมือนกันทางพลวัต

#### a) ทฤษฎีบั๊กกิงแฮมพาย

ความเหมือนกันทางพลวัต [28, 29] เป็นการบอกถึงความเหมือนกันของรถยนต์สองชนิดที่แตกต่างกัน ทฤษฎีที่สำคัญของความเหมือนกันคือ ทฤษฎีบั๊กกิงแฮมพาย (Buckingham  $\pi$  Theorem) ในการแสดงว่า กลุ่มพาย ( $\pi$  group) ทั้ง 10 ของรถทดสอบ และรถขนาดจริงมีความใกล้เคียงกันดังตารางที่ 1 ซึ่งจะมีตัวแปรที่สำคัญดังสมการที่ (1) การเท่ากันของรถตามทฤษฎีของบั๊กกิงแฮมพาย คือ ต้องมีกลุ่มพายใกล้เคียงกันทั้ง 10 กลุ่มดังตารางที่ 1

$$\phi = f(m_s, m_u, I_{xx}, k, d, l_s, h_R, k_t, a_y, \dot{Z}_s, \dot{Z}_{ul}, \dot{z}_{ur}) \quad (1)$$

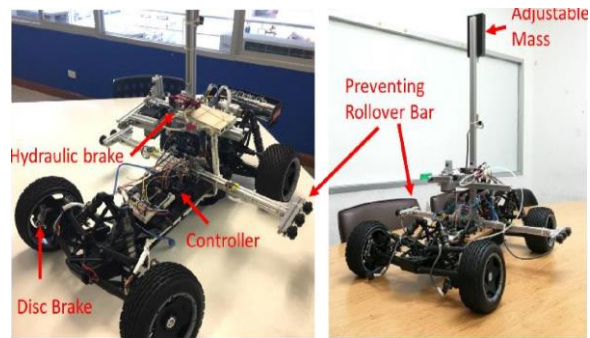


ตารางที่ 1 สูตรคำนวณกลุ่มพาย [3]

ตัวแปร	ปริภูมิมิติ	กลุ่มพาย
$(m_s, h_R, a_y, \phi)$	$[M]^0[L]^0[LT^{-2}]^0$	$\pi_1 = \phi$
$(m_s, h_R, a_y, m_u)$	$[M]^1[L]^0[LT^{-2}]^0[M]^{-1}$	$\pi_2 = \frac{m_s}{m_u}$
$(m_s, h_R, a_y, I_{xx})$	$[M]^{-1}[L]^{-2}[LT^{-2}]^0[ML^2]^1$	$\pi_3 = \frac{I_{xx}}{m_s h_R^2}$
$(m_s, h_R, a_y, k)$	$[M]^{-1}[L]^1[LT^{-2}]^{-1}[MT^{-1}]^2$	$\pi_4 = \frac{kh_R}{a_y m_s}$
$(m_s, h_R, a_y, d)$	$[M]^{-2}[L]^1[LT^{-2}]^{-1}[MT^{-1}]^2$	$\pi_5 = \frac{d^2 h_R}{a_y m_s^2}$
$(m_s, h_R, a_y, I_s)$	$[M]^0[L]^{-1}[LT^{-2}]^0[L]^1$	$\pi_6 = \frac{l_s}{h_R}$
$(m_s, h_R, a_y, k_t)$	$[M]^{-1}[L]^1[LT^{-2}]^{-1}[MT^{-2}]^1$	$\pi_7 = \frac{k_t h_R}{a_y m_s}$
$(m_s, h_R, a_y, \ddot{Z}_s)$	$[M]^0[L]^0[LT^{-2}]^{-1}[LT^{-2}]^1$	$\pi_8 = \frac{\ddot{Z}_s}{a_y}$
$(m_s, h_R, a_y, \ddot{Z}_{ul})$	$[M]^0[L]^0[LT^{-2}]^{-1}[LT^{-2}]^1$	$\pi_9 = \frac{\ddot{Z}_{ul}}{a_y}$
$(m_s, h_R, a_y, \ddot{Z}_{ur})$	$[M]^0[L]^0[LT^{-2}]^{-1}[LT^{-2}]^1$	$\pi_{10} = \frac{\ddot{Z}_{ur}}{a_y}$

เพื่อให้รถทดสอบมีความคล้ายกับรถขนาดจริง รถทดสอบต้องถูกปรับจูน เพื่อมีค่า กลุ่มพาย ( $\pi$  group) ที่ใกล้เคียงกับกลุ่มพายของรถขนาดจริง ตัวแปรพารามิเตอร์ของรถจริง และรถทดสอบ แสดงในตารางที่ 2 และกลุ่มพายแสดงในตารางที่ 3 รถทดสอบขนาด 1:5 ที่ถูกปรับจูนเพื่อให้มีค่า ใกล้เคียงรถขนาดจริง ดังรูปที่ 6

รถทดสอบที่ผู้วิจัยเลือกใช้เป็นรถทดสอบขนาด 1:5 ซึ่งได้มีการปรับจูนค่าต่าง ๆ ของรถทดสอบดังตารางที่ 2 ซึ่งเมื่อนำพารามิเตอร์ต่าง ๆ มาแทนในสมการของกลุ่มพาย ทั้ง 10 จากตารางที่ 3 จะเห็นได้ว่า กลุ่มพายทั้ง 10 ของรถทดสอบขนาด 1:5 และรถขนาดจริง มีความใกล้เคียงกัน ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่า รถทั้ง 2 คัน (รถทดสอบขนาด 1:5 และรถยนต์ขนาดจริง) มีความเหมือนกัน



รูปที่ 6 รถทดสอบ

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบตัวแปรระหว่างรถทดสอบขนาด 1:5 และรถขนาดจริง

พารามิเตอร์	รถทดสอบ	รถยนต์ขนาดจริง
$m_s$ (kg)	10	1,600
$m_u$ (kg)	1	135
$I_{xx}$ (kg · m <sup>2</sup> )	0.067	600
$k$ (N/m)	2,500	90,000
$d$ (N · sec/m)	35	3,000
$I_s$ (m)	0.4	1.11
$h_R$ (m)	0.22	1
$k_t$ (N/m)	9,000	400,000

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบกลุ่มพารามิเตอร์ระหว่างรถทดสอบขนาด 1:5 และรถขนาดจริง

$\pi$	รถทดสอบ	รถขนาดจริง
$\pi_1$	$\phi_s$	$\phi_f$
$\pi_2$	10	11.9
$\pi_3$	0.138	0.375
$\pi_4$	$55/a_{ys}$	$56.25/a_{yf}$
$\pi_5$	$2.7/a_{ys}$	$3.5/a_{yf}$
$\pi_6$	1.82	1.11
$\pi_7$	$198/a_{ys}$	$250/a_{yf}$
$\pi_8$	$\ddot{z}_{ss}/a_{ys}$	$\ddot{z}_{sf}/a_{yf}$
$\pi_9$	$\ddot{z}_{uls}/a_{ys}$	$\ddot{z}_{ulf}/a_{yf}$
$\pi_{10}$	$\ddot{z}_{urs}/a_{ys}$	$\ddot{z}_{urf}/a_{yf}$

## 2.2. โปรแกรมจำลอง

CarSim เป็นโปรแกรมจำลองการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ ซึ่งมีความน่าเชื่อถือมาก จากการถูกใช้งานทั่วโลกกว่า 100 OEMs และมากกว่า 200 มหาวิทยาลัย [30] ซึ่งเป็นโปรแกรมสำเร็จรูปสามารถปรับค่าได้ ทั้งสภาพถนน ความเร็ว องศาเลี้ยวของรถยนต์ เป็นต้น สามารถเก็บค่าตัวแปรต่างๆ ซึ่งเกิดจากการคำนวณในโปรแกรมจำลอง ด้วยสถานการณ์ที่ผู้วิจัยจำลองขึ้น งานวิจัยจะจำลองการคว่ำทั้งแบบทริป และแบบอันทริป

โดยจะทำการจำลองการพลิกคว่ำแบบทริป และอันทริป ในหลายตัวแปรดังนี้ ความสูงของจุดศูนย์ถ่วง มวล องศาเลี้ยว ความเร็ว และทำการคำนวณค่าดัชนีการพลิกคว่ำ และจัดเก็บเป็นข้อมูลเพื่อนำมาวิเคราะห์ในภายหลัง

## 2.3. การคำนวณการพลิกคว่ำ

ประสิทธิภาพของระบบป้องกันการคว่ำ และความแม่นยำในการตรวจจับความเสี่ยงของรถพลิกคว่ำเป็นสิ่งจำเป็น นักวิจัยมีการพัฒนาวิธีการต่าง ๆ ในการตรวจหาการพลิกคว่ำจากการคำนวณดัชนีการพลิกคว่ำ โดยมีดัชนีการพลิกคว่ำอยู่หลายรูปแบบ เช่น ปัจจัยเสถียรภาพคงที่ [24, 31-33] ดัชนีชี้วัดการพลิกคว่ำ เป็นต้น

การตรวจจับการพลิกคว่ำ มีการตรวจจับได้หลายวิธี ตาม [24-27] งานวิจัยส่วนมากจะวิจัยการพลิกคว่ำแบบอันตราย จากงานวิจัย [1, 2, 34] เสนอการพลิกคว่ำโดยที่รวมแรงภายนอก และตรวจจับได้ทั้ง ทริปและอันตราย

a) ปัจจัยเสถียรภาพคองที่

$$SSF = \frac{T}{2H} = \frac{v^2}{rg} = \tan\phi \quad (2)$$

ปัจจัยเสถียรภาพคองที่สามารถคำนวณหาได้ด้วยหลายวิธีตามสมการที่ (2) โดย T คือ ครึ่งหนึ่งของความกว้างรถยนต์, H คือ ความสูงของจุดศูนย์ถ่วงรถยนต์ (Center of gravity, CG), v คือ ความเร็วของรถยนต์, r คือ รัศมีวงเลี้ยวของรถยนต์, g คือ ความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วงโลก,  $\phi$  คือ องศาเอียงของรถยนต์ โดยรถโดยสาร (passenger car) จะมีค่าปัจจัยเสถียรภาพคองที่อยู่ที 1.30 - 1.50 รถยนต์อเนกประสงค์, รถกระบะ, รถตู้ จะมีค่าปัจจัยเสถียรภาพคองที่อยู่ที 1.00-1.30 และกฎหมายประเทศไทยได้มีกำหนดว่ารถที่สูงกว่า 3.6 เมตร ต้องทดสอบความลาดเอียงไม่น้อยกว่า 30 องศา [35-37] ตัวอย่างการทดสอบความลาดเอียง ดังรูปที่ 7



รูปที่ 7 การทดสอบความลาดเอียง [38]

### b) ดัชนีการพลิกคว่ำ

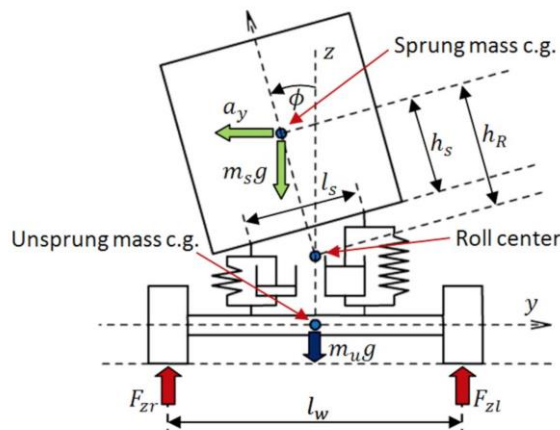
มีหลายวิธีในการตรวจจับสนการพลิกคว่ำของรถ [1, 2, 7, 14-18, 34, 39-42] อย่างไรก็ตาม วิธีที่นิยมมากที่สุดคือดัชนีการพลิกคว่ำแบบปกติ ดังสมการที่ (3)

ดัชนีการพลิกคว่ำสามารถคำนวณได้จากการตรวจจับสนการ [2, 7] ดังสมการที่ (3) จากหลาย ๆ งานวิจัยพบว่าสามารถอธิบายดัชนีชี้วัดการพลิกคว่ำด้วยสมการ (3) ซึ่งค่าดัชนีการพลิกคว่ำจะอยู่ในช่วง -1 ถึง 1

ดัชนีการพลิกคว่ำคือ ดัชนี ณ ขณะนั้นซึ่งใช้การตรวจจับสนการยกของล้อ [2, 7] หรือที่เราเรียกอีกชื่อ คือ อัตราการโอนถ่ายโหลด โดยปกติดัชนีการพลิกคว่ำ คือการคาดเดาการยกของล้อสำหรับอุบัติเหตุแบบอันทรูป มีงานวิจัยมากมายที่พัฒนาสูตรขึ้นมาโดยอ้างอิงจากโมเดลพื้นฐาน ดังรูปที่ 8 ดัชนีการพลิกคว่ำอ้างอิงบนความเร่งทางแนวข้าง, ฟังก์ชันของมุมพลิกคว่ำ [12] หรือ ฟังก์ชันของความเร่งทางขวางและมุมเอียง [8, 18]

$$R = \frac{F_{Zr} - F_{Zl}}{F_{Zr} + F_{Zl}} \quad (3)$$

$$-1 \leq R \leq 1$$



รูปที่ 8 โมเดลแสดงแรง และตัวแปรต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นขณะพลิกคว่ำแบบอันทรูป

$F_{Zr}$  และ  $F_{Zl}$  เป็นแรงในแนวตั้งของล้อซ้าย และล้อขวา,  $m_u$  คือมวลนอกสปริง,  $m_s$  คือมวลบนสปริง,  $a_y$  คือความเร่งในแนวข้าง,  $\phi$  คือองศาเอียงจากแนวกลาง,  $\dot{\phi}$  คืออัตราการเปลี่ยนแปลงมุมมองการคว่ำ การพลิกคว่ำของรถค่าดัชนีการพลิกคว่ำจะเท่ากับ -1 หรือ 1 กล่าวคือ เมื่อล้อยก  $F_{Zl} = 0, R = 1$  คือล้อซ้ายยก ในทางกลับกัน เมื่อ  $F_{Zr} = 0, R = -1$  คือล้อขวายก และเมื่อรถขับอยู่ในทางตรง  $F_{Zr}, F_{Zl}$  และ  $R = 0$

### I. วิธีคำนวณแบบอันทริป

จากสมการ (3) ไม่สามารถนำมาคำนวณได้เนื่องจากไม่สามารถวัดแรงในแนวตั้ง  $F_{Zr}$  และ  $F_{Zl}$  ได้จึงทำให้สมการที่ (3) ไม่สามารถหาค่าได้ แต่จะสามารถหาดัชนีการพลิกคว่ำแบบอันทริปได้ด้วย สมการที่ (4)

$$R = \frac{2A_y h}{t} \quad (4)$$

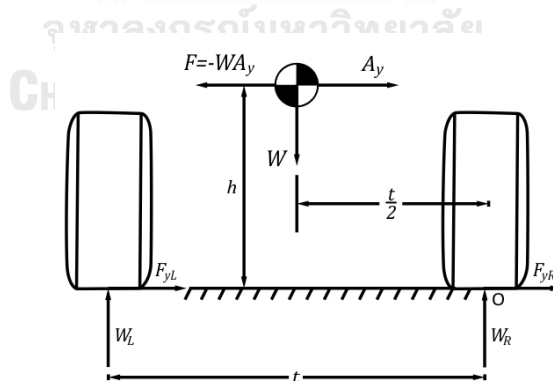
การหาสมการดัชนีการพลิกคว่ำด้วยหลักการอัตราการโอนถ่ายโหลดจากสมการที่ (3) สามารถพิสูจน์ได้ด้วยโมเดลในรูปที่ 9 [43] เป็นการโค้งทางซ้าย จากภาพจะเห็นว่าจุด O อยู่ที่ล้อขวา แรงรวมจะเป็น 0 เมื่อล้อด้านซ้ายยก จึงได้สมการ (5a) และเมื่อย้ายข้างสมการหาค่า  $W_L$  จะได้สมการที่ (5b) จะเห็นได้ว่า  $\frac{W}{2}$  หมายถึงน้ำหนักครึ่งหนึ่งของรถยนต์ แสดงว่า  $\frac{WA_y h}{t}$  คือน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไปเมื่อเกิดการเข้าโค้ง จึงได้สมการที่ (5c)

$$WA_y h - W_L t + \frac{Wt}{2} = 0 \quad (5a)$$

$$W_L = \frac{W}{2} + \frac{WA_y h}{t} \quad (5b)$$

$$\Delta W = \frac{WA_y h}{t} \quad (5c)$$

จากสมการที่ (5)  $W$  คือน้ำหนักรวมของรถยนต์  $A_y$  คือความเร่งในแนวด้านข้างของรถยนต์  $W_L$  คือน้ำหนักที่ตกลงด้านล้อซ้าย  $h$  คือความสูงของจุดศูนย์ถ่วงจากพื้น  $\frac{t}{2}$  คือความกว้างครึ่งหนึ่งของรถยนต์



รูปที่ 9 โมเดลการหาดัชนีการพลิกคว่ำ [43]

จากสมการที่ (3) สามารถเขียนให้อยู่ในสมการที่ (6) โดยการแทนผลต่างของน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไปของทั้งสองล้อ ลงไปในสมการที่ (3) เนื่องจากการเข้าโค้งจะทำให้น้ำหนักจากข้างหนึ่งเทไปอีกข้างหนึ่ง และเมื่อนำสมการที่ (5c) มาแทนในสมการที่ (6) สามารถจัดรูปให้เป็นสมการที่ (4) ได้ ซึ่งใช้สำหรับการคำนวณดัชนีการพลิกคว่ำเนื่องจากการเข้าโค้งแบบง่าย

$$R = \frac{\left(\frac{W}{2} + \Delta W\right) - \left(\frac{W}{2} - \Delta W\right)}{W} = \frac{2\Delta W}{W} \quad (6)$$

สมการที่ (7) เป็นสมการจากงานวิจัย Prediction and prevention of tripped rollovers ของ G. Phanomchoeng และ R. Rajamani [3] ซึ่งมีการพัฒนาสูตรที่มีรายละเอียดมากกว่าสมการที่ (3) ซึ่งเป็นสมการสำหรับการเข้าโค้งแบบอันตราย

$$R = \frac{F_{zr} - F_{zl}}{F_{zr} + F_{zl}} = \frac{2m_s a_y h_R}{mgl_w} + \frac{2m_s h_R \tan\phi}{ml_w} \quad (7)$$

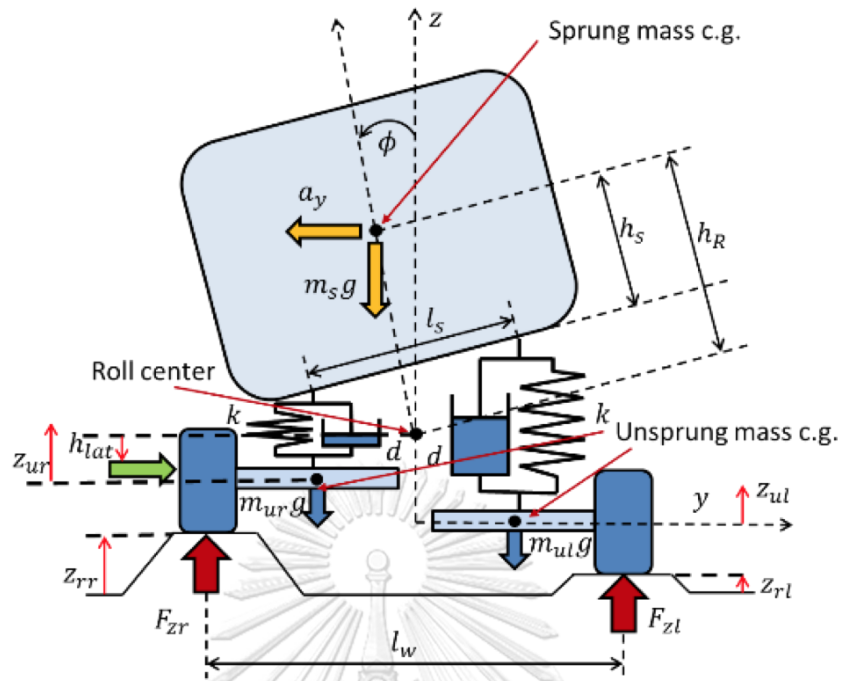
กำหนดให้  $m = m_s + m_u$  และดัชนีการพลิกคว่ำนี้ ใช้ตรวจจับการพลิกคว่ำแบบอันตรายเพียงอย่างเดียว เพราะในสมการไม่รวมแรงภายนอกที่ถนนกระทำต่อรถ สำหรับสมการที่ (7)

ดัชนีการพลิกคว่ำสมการที่ (7) ใช้ในการตรวจจับการพลิกคว่ำแบบอันตรายเพียงอย่างเดียว เพราะไม่ได้รวมแรงอื่น ๆ จากภายนอก ดัชนีการพลิกคว่ำนี้จะเห็นได้ว่า ในสมการมีเพียง ความเร่งทางขวาง และมุมองศาการคว่ำ อย่างไรก็ตาม บางงานวิจัยเสนอ ดัชนีการคว่ำซึ่งใช้แค่ ความเร่งทางขวา และองศาการคว่ำ ซึ่งไม่สามารถวัดได้

## II. วิธีคำนวณแบบทริป

จากงานวิจัยของ G. Phanomchoeng และ R. Rajamani [3] แสดงโมเดลการพลิกคว่ำแบบทริป และการพลิกคว่ำแบบอันตราย ดังรูปที่ 10 และแสดงดัชนีการพลิกคว่ำแบบทริป และการพลิกคว่ำแบบอันตรายดังสมการที่ (8)

$$R = \frac{m_u(\ddot{z}_{ur} - \ddot{z}_{ul}) - \frac{2}{l_s}(I_{xx} + m_s h_R^2)(a_{zl} - a_{zr})}{m_u(\ddot{z}_{ur} + \ddot{z}_{ul}) + m_s \ddot{z}_s + mg} + \frac{\frac{2}{l_s} m_s a_y h_R \cos\phi + \frac{2}{l_s} m_s g h_R \sin\phi}{m_u(\ddot{z}_{ur} + \ddot{z}_{ul}) + m_s \ddot{z}_s + mg} \quad (8)$$



รูปที่ 10 โมเดลการพลิกคว่ำแบบทริป และการพลิกคว่ำแบบอันทริป [3]

โดยที่  $m = m_s + 2m_u$ ,  $\ddot{z}_{ur}$  คือความเร่งในแนวดิ่งของมวลนอกสปริงของล้อขวา,  $\ddot{z}_{ul}$  คือความเร่งในแนวดิ่งของมวลนอกสปริงของล้อซ้าย,  $a_{zl}$  คือความเร่งในแนวดิ่งของมวลบนสปริงด้านซ้าย,  $a_{zr}$  คือความเร่งในแนวดิ่งของมวลบนสปริงด้านขวา

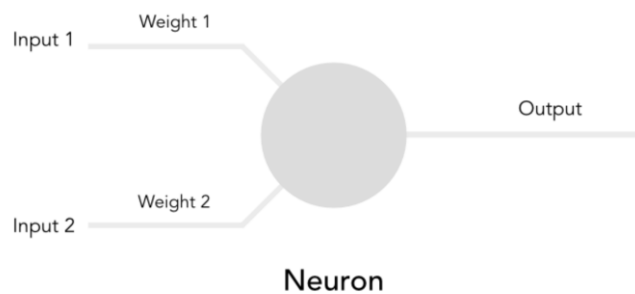
เนื่องจากสมการที่ (8) มีความซับซ้อนมาก และมีตัวแปรหลายตัวที่ไม่สามารถวัดค่าได้แบบเวลาจริง ตัวอย่างเช่น  $m_s$  เป็นมวลบนสปริง คือมวลของตัวถังรถ น้ำหนักผู้โดยสาร และสัมภาระที่อยู่บนรถยนต์ ซึ่งสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตลอดเวลา,  $m_u$  เป็นมวลของมวลนอกสปริงซึ่งหมายถึง ช่วงล่างของรถยนต์,  $h_R$  คือความสูงจากจุดศูนย์ถ่วงของรถถึงจุดศูนย์ถ่วงของมวลที่อยู่เหนือสปริงสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตลอดเวลา ตัวแปรต่าง ๆ เหล่านี้ทำให้ความแม่นยำของสมการลดลงเนื่องจากไม่สามารถวัดค่าได้แบบเวลาจริง เพื่อลดความซับซ้อนเหล่านี้จึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเข้ามาช่วยในการคำนวณดัชนีการพลิกคว่ำของรถ

#### 2.4. โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นการจำลองการทำงานของมนุษย์ โดยในโครงข่ายประสาทจะมีส่วนที่เล็กที่สุดคือ เซลล์ประสาท (neuron) ซึ่งทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า และคำนวณผลลัพธ์ออกไป ดังรูปที่ 11 และมีสมการดังสมการที่ (9) โดยจะมีเซลล์ประสาทหลายเซลล์มารวมกัน เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) ซึ่งแต่ละเลเยอร์จะมีเส้นเชื่อมเข้าถึงกัน เรียกว่า ค่าน้ำหนัก (weight) ดังรูปที่ 12 โดยที่เลเยอร์แรกคือ ข้อมูลนำเข้า (input layer) เลเยอร์ตรงกลางเรียกว่า เลเยอร์ซ่อน (hidden layer)



และเลเยอร์สุดท้ายคือ เลเยอร์ข้อมูลส่งออก (output layer) และในเลเยอร์สุดท้าย จะมีฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) [44] ซึ่งฟังก์ชันการสูญเสียมีหลากหลายแล้วแต่ความเหมาะสมของข้อมูลของเรา เช่น ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (Mean squared error), ความเป็นไปได้ในการสูญเสีย (likelihood loss), บันทึกราคาความสูญเสีย (log loss) เป็นต้น [45] เพื่อที่จะปรับค่าน้ำหนักให้อยู่ในจุดที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งจำเป็นต้องมีข้อมูลจำนวนมากพอเพื่อที่จะให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ หากมีข้อมูลน้อยก็ยังสามารถฝึกสอนได้ แต่โมเดลที่ได้ อาจจะไม่มีความแม่นยำลดลง



รูปที่ 11 ภาพโครงสร้างการคำนวณของเซลล์ประสาท [46]

$$y = \sigma\left(\sum (W_i x_i) + b\right) \quad (9)$$

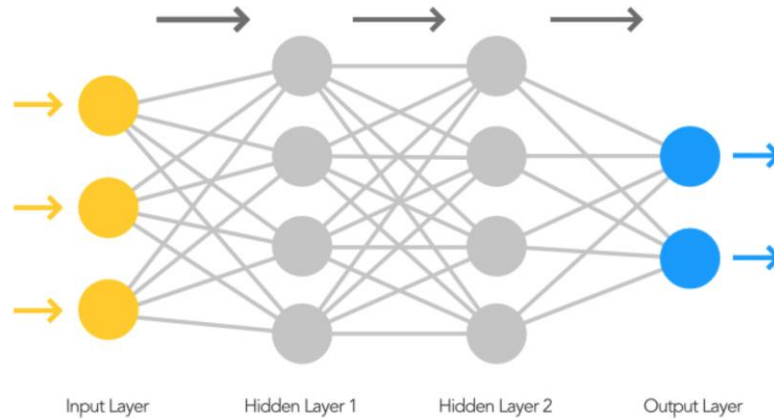
$x_i$  คือข้อมูลนำเข้าจากเซลล์ก่อนหน้า หรือค่าของข้อมูลนำเข้า,  $W_i$  คือ ค่าน้ำหนักของแต่ละเส้นเชื่อมของข้อมูลนำเข้า,  $b$  คือ ค่าเบี่ยงเบนเริ่มต้น (bias term),  $\sigma$  คือ ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function),  $y$  คือ ข้อมูลส่งออกจากการคำนวณของเซลล์

ฟังก์ชันกระตุ้น คือฟังก์ชันที่ทำให้สมการที่ (9) กลายเป็นฟังก์ชันเส้นตรง หรือไม่เป็นเส้นตรง โดยมีหลากหลายฟังก์ชัน เช่น ซิกมอยด์ (Sigmoid), รีลู (Relu), แทนเจนต์ (tanh) เป็นต้น ซึ่งแต่ละฟังก์ชันมีความเหมาะสมต่างกันในแต่ละประเภทงาน ซึ่งฟังก์ชันสุดท้ายส่วนมากจะขึ้นกับคำตอบของโครงข่ายประสาทของงานนั้น ๆ เช่นดัชนีการพลิกคว่ำต้องการคำตอบอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ซึ่งตรงกับฟังก์ชันแทนเจนต์

ซึ่งการใช้โครงข่ายประสาทไม่ได้มีเพียงแค่ 1 เซลล์ หากแต่มีโครงข่ายประสาทได้หลากหลายรูปแบบ เช่น โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า (Feed-Forward Neural Network, FNN), โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ (Recurrent Neural Network, RNN), โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network, CNN) เป็นต้น ซึ่งแต่ละโครงสร้างมีความเหมาะสมในการใช้งานแต่ละประเภทแตกต่างกัน

### a) โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า

โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าเป็นการคำนวณแบบไปข้างหน้า โดยใช้ค่าจากเลเยอร์ก่อนหน้ามาคำนวณแล้วส่งต่อไปให้เลเยอร์ถัดไป จนถึงเลเยอร์ค่าตอบ ดังรูปที่ 12



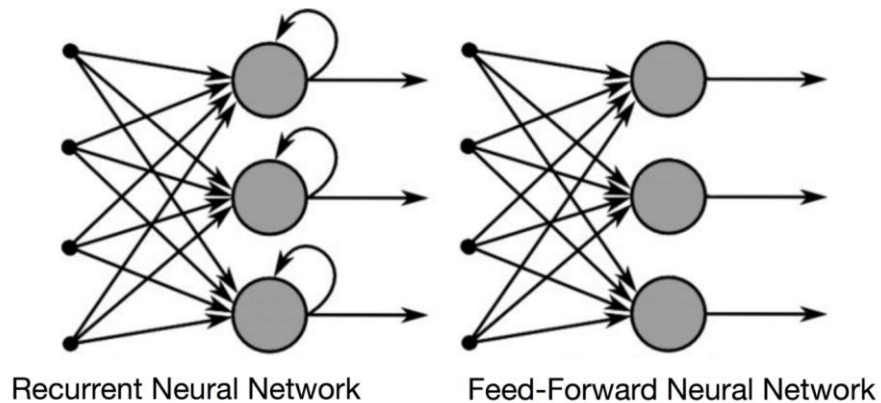
รูปที่ 12 ภาพแสดงโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า [46]

### b) โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ

โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ มีความคล้ายคลึงกับโครงข่ายแบบไปข้างหน้า แต่โครงข่ายแบบวนกลับมีการนำคำตอบกลับมาใช้คำนวณเป็นข้อมูลนำเข้าใหม่อีกรอบ ดังรูปที่ 13 ซึ่งวิธีนี้จะเหมาะกับข้อมูลที่มีความต่อเนื่องกันในแต่ละช่วงเวลา ซึ่งทำให้โครงข่ายประสาทแบบวนกลับเปรียบเสมือนมีความจำสั้น ๆ อยู่ภายในตัวเอง การรู้ค่าดัชนีการพลิกคว่ำ โดยการนำข้อมูล ณ เวลานั้น ๆ มาคำนวณนั้นดีแล้ว แต่การนำข้อมูลของวินาทีก่อนหน้ามาช่วยคำนวณหาค่าดัชนีการพลิกคว่ำนั้น ดีกว่า เนื่องจากค่าดัชนีการพลิกคว่ำนั้นมีความต่อเนื่องของข้อมูลที่ค่อย ๆ เพิ่ม หรือลดตามการเคลื่อนที่ของรถยนต์ โดยโครงข่ายประสาทแบบวนกลับสามารถอธิบายได้ดังสมการที่ (10)

$$h(t) = \sigma(\sum (W_{xh_i}x_i(t) + W_{hh_i}h_i(t-1)) + b) \quad (10)$$

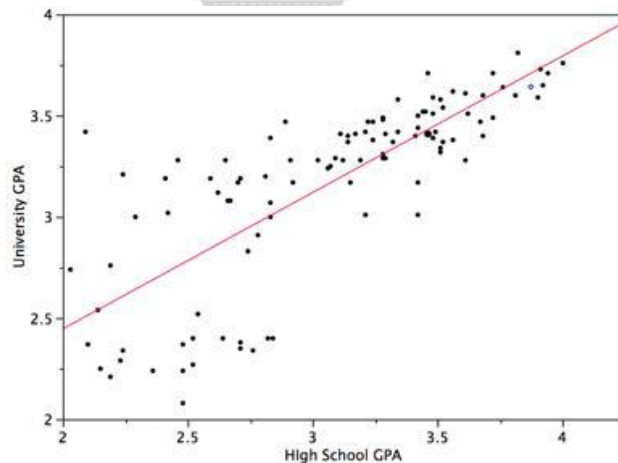
$x_i$  คือข้อมูลนำเข้าจากเซลล์ก่อนหน้า หรือค่าข้อมูลนำเข้า ซึ่งสามารถมีได้หลายข้อมูลนำเข้า,  $h_i(t-1)$  คือข้อมูลนำเข้าที่มาจากคำตอบของเวลาที่  $t-1$ ,  $W_{xh}$  คือ ค่าน้ำหนักของแต่ละเส้นเชื่อมของข้อมูลนำเข้า,  $W_{hh}$  คือ ค่าน้ำหนักของแต่ละเส้นเชื่อมของคำตอบในอดีต,  $b$  คือ ค่าเบี่ยงเบนเริ่มต้น,  $\sigma$  คือฟังก์ชันกระตุ้น,  $h(t)$  คือ ผลลัพธ์ของการคำนวณจากเซลล์ ซึ่งเป็นคำตอบ ณ เวลาที่  $t$



รูปที่ 13 เปรียบเทียบโครงสร้างระหว่างโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ กับโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า [47]

โดยคำตอบของโครงข่ายประสาทสามารถทำนายได้ทั้งแบบจำแนกประเภท และ ค่าดัชนีการพลิกคว่ำ โดยที่การจำแนกประเภท คือการจำแนกผลลัพธ์ออกเป็นกลุ่ม ๆ ตามที่กำหนดไว้ และ ค่าดัชนีการพลิกคว่ำ คือการคำนวณค่าออกมาเป็นตัวเลข

โดยปกติแล้วข้อมูลจะมีการกระจายของข้อมูลอยู่ ดังรูปที่ 14 จากรูปแบบการกระจายของข้อมูลในรูปที่ 14 จะเห็นได้ว่าการกระจายตัวของข้อมูลคล้ายกับเส้นตรงจึงเหมาะแก่การเลือกใช้การถดถอยแบบเส้นตรง (Linear Regression) ซึ่งเป็นการหาเส้นที่เหมาะสมที่สุด (Best fit line) คือการหาเส้นตรงที่มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดน้อยที่สุด



รูปที่ 14 Linear Regression [48]

โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ เป็นโครงข่ายประสาทชนิดหนึ่งซึ่งงานส่วนใหญ่ที่ใช้โครงสร้างนี้เป็นงานเกี่ยวกับช่วงของข้อมูล ข้อมูลที่เป็นช่วงได้แก่ งานภาพจากวิดีโอ, ประโยค, งานวิจัยนี้ เพราะว่า ข้อมูลจากเซนเซอร์กับช่วงเวลาโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ คือโครงข่ายประสาทที่เพิ่ม

หน่วยความจำในรูปของเลเยอร์ซ่อน ซึ่งอัปเดตในแต่ละข้อมูลใหม่ ๆ ที่เข้ามาในช่วง โครงข่ายประสาทฝึกสอนข้อมูลเพื่อดูข้อมูลก่อนหน้าในสถานะซ่อน

การคำนวณของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ กับข้อมูลนำเข้า และข้อมูลส่งออกในแต่ละขั้นตอนเวลา

$$h_t = f(x_t, h_{t-1}) \quad (11a)$$

$$y_t = g(h_t) \quad (11b)$$

ฟังก์ชัน  $f(x)$  และ  $g(x)$  ไม่เป็นเชิงเส้น และตัวแปรที่ปรับขณะฝึกสอน ซึ่งฟังก์ชันที่เลือกใช้กันมาก จะเป็นฟังก์ชันแทนเจนต์ หรือฟังก์ชันโลจิสติกส์ (logistic)  $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$  และฟังก์ชันแทนเจนต์ ซึ่งเรียกว่าเลเยอร์ประตู (gated layers). เลเยอร์ประตูมีประโยชน์มากขณะฝึกสอน โดยที่เลเยอร์ประตูที่นิยมใช้กัน จะมีความจำระยะสั้น (long-short term memory, LSTM) [49] และหน่วยประตูแบบวนกลับ (gated recurrent unit, GRU) [50] ซึ่งทั้ง 3 นี้ ถูกใช้ในการทดลองนี้

กำหนดตัวแปรของโครงข่ายประสาทด้วย  $W$  และ  $b$  ซึ่ง  $W$  หมายถึงเวกเมทริกซ์ และ  $b$  หมายถึง เวกเตอร์ของไบแอส และการกระตุ้นแบบไม่เป็นเส้นตรง (nonlinear activation) ด้วยการคูณองค์ประกอบ (element-wise) และเรากำหนด สัญลักษณ์ของการคูณองค์ประกอบของ 2 เวกเตอร์ด้วย  $\otimes$

โดยผู้วิจัยจะพูดถึงการคำนวณของ 3 เลเยอร์ประตู อันดับที่ 1 คือแทนเจนต์ อันดับที่ 2 คือความจำระยะสั้น และอันดับที่ 3 คือหน่วยประตูแบบวนกลับ

### I. แทนเจนต์

สำหรับการปรับของเลเยอร์ซ่อนแทนเจนต์เป็นไปตามสมการที่ (12)

$$h_t = \tanh(W_{h,x}x_t + W_{h,h}h_{t-1} + b_h) \quad (12)$$

### II. ความจำระยะสั้น

$$i_t = \sigma(W_{i,x}x_t + W_{i,h}h_{t-1} + b_i) \quad (13a)$$

$$f_t = \sigma(W_{f,x}x_t + W_{f,h}h_{t-1} + b_f) \quad (13b)$$

$$o_t = \sigma(W_{o,x}x_t + W_{o,h}h_{t-1} + b_o) \quad (13c)$$

$$n_t = \tanh(W_{n,x}x_t + W_{n,h}h_{t-1} + b_n) \quad (13d)$$

$$c_t = f_t \otimes c_{t-1} + i_t \otimes n_t \quad (13e)$$

$$h_t = o_t \otimes \tanh(c_t) \quad (13f)$$

สำหรับการปรับของเลเยอร์ซ่อนความจำระยะสั้นเป็นไปตามสมการที่ (13) โดย  $i_t, f_t, o_t$  เรียกว่า ประตูข้อมูลนำเข้า (input gate), ประตูลืม (forget gate) และประตูข้อมูลส่งออก (output gate) ตามลำดับ เวกเตอร์  $c_t$  สมการที่ (13e) เรียกว่าสถานะเซลล์ (cell state) คล้าย ๆ กับสถานะซ่อน  $h_t$  มีหน้าที่เก็บข้อมูลลำดับก่อนหน้า และปรับในแต่ละขั้นตอนเวลา ข้อมูลส่งออกไม่เป็นเชิงเส้นในสมการ (13f) บางครั้งได้ละเว้นไว้ ดังตัวอย่าง [51]

### III. หน่วยความจำประตูแบบวนกลับ

สำหรับการปรับของเลเยอร์หน่วยความจำประตูแบบวนกลับเป็นไปตามสมการที่ (14)

$$i_t = \sigma(W_{i,x}x_t + W_{i,h}h_{t-1} + b_i) \quad (14a)$$

$$r_t = \sigma(W_{r,x}x_t + W_{r,h}h_{t-1} + b_r) \quad (14b)$$

$$n_t = \tanh(W_{n,x}x_t + r_t \otimes (W_{n,h}h_{t-1} + b_{rn}) + b_n) \quad (14c)$$

$$h_t = (1 - i_t) \otimes n_t + i_t \otimes h_{t-1} \quad (14d)$$

สำหรับเลเยอร์ประตูนี้ มีการประเมินในสมการ (14a) (14b) ถูกเรียกว่าประตูปรับ และประตูตั้งใหม่ (reset gate) มีเพียง 2 ประตู ในหน่วยความจำประตูแบบวนกลับ เมื่อเปรียบเทียบกับ 3 ประตู ในความจำระยะสั้น หน่วยความจำประตูแบบวนกลับต้องการพารามิเตอร์น้อยกว่าในขนาดของสถานะซ่อนที่เท่ากัน ดังนั้นสถานะเซลล์จะลดลงสำหรับเลเยอร์หน่วยความจำประตูแบบวนกลับ

จากสมการที่ (11) ผู้วิจัยเลือกใช้เลเยอร์วนกลับ 1 ชนิดจาก 3 ชนิดด้านบน ได้แก่ แทนเจนต์ความจำระยะสั้น และหน่วยความจำประตูแบบวนกลับ และต่อยอดเลเยอร์เชิงเส้นดังสมการที่ (15)

$$a_t = \tanh(W_{a,h}h_t + b_a) \quad (15a)$$

$$y_t = W_{y,a}a_t + b_y \quad (15b)$$

ผู้วิจัยเลือกฟังก์ชันแทนเจนต์เป็นฟังก์ชันกระตุ้นหลัก โดยที่มีผลลัพธ์จาก [52] เป็นการใช้ รีลูลู Relu(x) = max(x,0) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ซึ่งเป็นตัวเลือกที่ดีสำหรับโครงข่ายประสาทเชิงลึก (deep neural network) บนงานข้อมูลรูปภาพ

ในบริบทของการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) ขั้นตอนการฝึกสอน เกิดจากการปรับค่าตัวแปร  $W$  และ  $b$  ดังนั้น ลำดับข้อมูล  $[y_1, y_2, \dots, y_T]$  ถูกทำให้เกิดโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ โดยการให้ข้อมูลนำเข้า  $[x_1, x_2, \dots, x_T]$  เข้าใกล้  $[y^1, y^2, \dots, y^T]$  ขั้นตอนนี้ เกี่ยวกับการกำหนดสเกลาร์เมตริกซ์ (scalar metric) ระหว่างทั้งสองลำดับ เรียกว่าค่าความสูญเสีย (loss) ตัวแปรต่าง ๆ ถูกปรับโดยการเคลื่อนลงตามความชัน (gradient descent) และความชัน (gradient) มักจะคำนวณ ด้วยการแพร่กลับ (backpropagation) [53] การแพร่กลับเป็นฟังก์ชันที่ใช้ซ้ำ ๆ เพื่อปรับค่าน้ำหนักของสถานะซ่อน ค่าความชันอาจจะเยอะมาก หรือน้อยมากขณะฝึกสอนข้อมูล

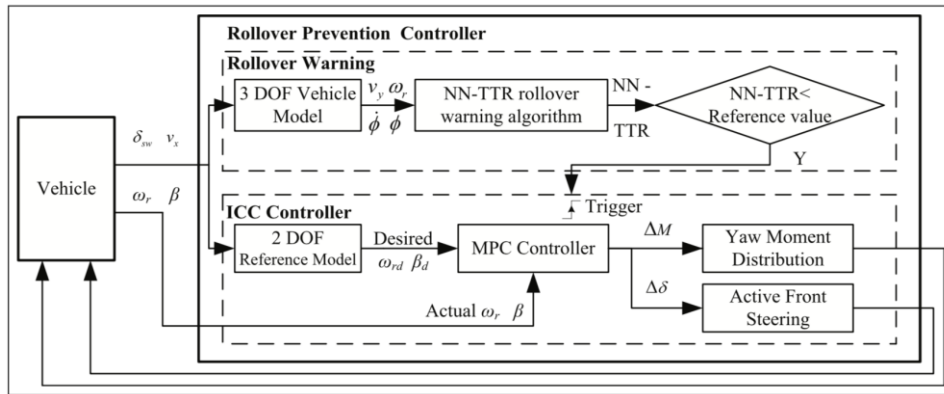
ปรากฏการณ์นี้เรียกว่า ปัญหาความชันหายไป หรือระเบิด (vanishing or exploding gradient problem) [54] และจะเห็นชัดในลำดับยาว ๆ เลเยอร์ประตูลังเกตว่าความชันน้อยอาจเกิดปัญหาความชันหายไป [55, 56] ซึ่งเป็นเหตุผลว่าทำไม ถึงยังทันสมัยสำหรับโครงข่ายประสาทแบบวนกลับในหลาย ๆ แอปพลิเคชัน

## 2.5. งานวิจัย

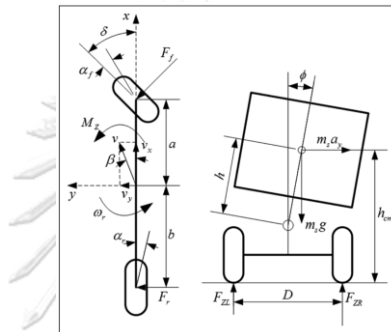
### a) Integrated chassis control for vehicle rollover prevention with neural network time-to-rollover warning metrics

ในงานวิจัยนี้แบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก ๆ คือ ส่วนที่แจ้งเตือนการพลิกคว่ำ (Rollover Warning) กับส่วนควบคุมช่วงล่างอัจฉริยะ (Intelligent Chassis Control Controller) [8] รูปที่ 15 ผู้วิจัยจะพูดถึงเฉพาะส่วนที่เป็นการแจ้งเตือนการพลิกคว่ำ งานวิจัยนี้ ใช้โมเดล 3 ระดับชั้นความเสรี “3 Degree Of Freedom Vehicle Model” ดังรูปที่ 16 และใช้สมการดัชนีการพลิกคว่ำ สมการที่ (16) ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากสมการที่ (3) โดยที่ตั้งเกณฑ์ การพลิกคว่ำอยู่ที่ 0.9 ซึ่งฝั่งงานส่วนการแจ้งเตือนการพลิกคว่ำดังรูปที่ 17 และ 18 เริ่มต้นจากนำความเร็วของรถยนต์ และองศาการเอี้ยวของรถยนต์ มาคำนวณเพื่อหาค่าความเร็วในแนวขวาง อัตราเชิงมุม องศา และอัตราการเปลี่ยนแปลงขององศา เพื่อมาคำนวณหาอัตราการโอนถ่ายโหลดของรถยนต์ และนำค่าเข้าสู่โครงข่ายประสาท โดยที่ข้อมูลนำเข้าของโครงข่ายประสาท เป็นไปตามตารางที่ 4 โดยแบ่งเป็น 3 กรณี กรณีที่ 1 นำความเร็วของรถ และองศาเอี้ยวของล้อหน้ามาคิด กรณีที่ 2 อัตราการเข้าโค้ง และความเร่งในแนวข้าง กรณีที่ 3 นำองศาการคว่ำ และอัตราการเปลี่ยนแปลงการคว่ำ มาคำนวณ โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทประกอบไปด้วย 2 เลเยอร์ซ่อน และมีใช้แทนเจตคติเป็นฟังก์ชันกระตุ้นซึ่งข้อมูลขาออกจะอยู่ในช่วงตั้งแต่ -1 ถึง 1 ดังรูปที่ 19

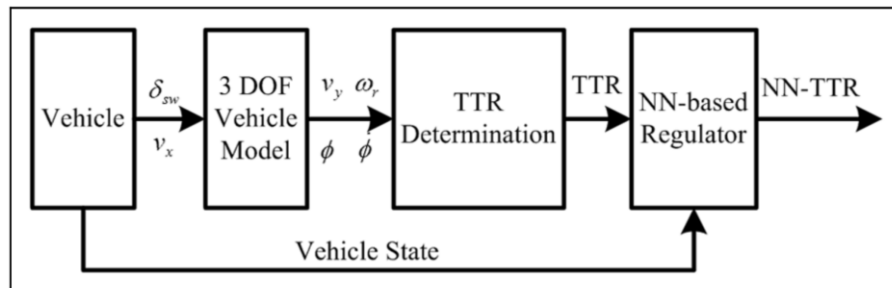
$$LTR = \left| \frac{2m_s}{mgD} [h_{cm}a_y + h(g\phi - h_{cm}\ddot{\phi})] \right| \quad (16)$$



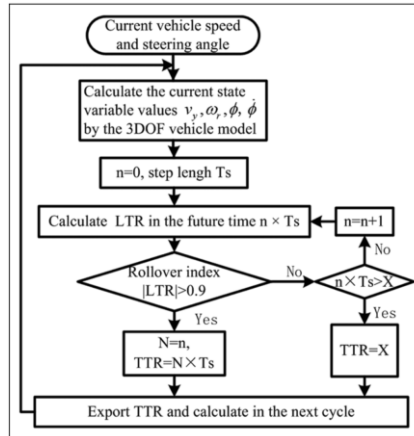
รูปที่ 15 ภาพรวมสถาปัตยกรรมของระบบป้องกันการคว่ำ [8]



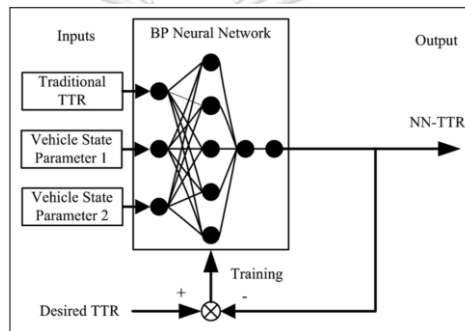
รูปที่ 16 โมเดลรถยนต์ 3 ตัวแปรอิสระ (3 degree of freedom) [8]



รูปที่ 17 โครงสร้างการแจ้งเตือนการพลิกคว่ำขึ้นกับ NN-TTR [8]



รูปที่ 18 ผังงานของอัลกอริทึมของการคำนวณ TTR บน LTR [8]



รูปที่ 19 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมบน TTR [8]

ตารางที่ 4 การเลือกตัวแปรของรถมาคำนวณ [8]

กรณี	สถานะรถ ข้อมูลนำเข้าที่ 1	สถานะรถ ข้อมูลนำเข้าที่ 2
1	ความเร็วรถยนต์	องศาเลี้ยวล้อหน้า
2	อัตราการเลี้ยว	ความเร่งแนวข้าง
3	มุมมองศาคว่า	อัตราการคว่ำ

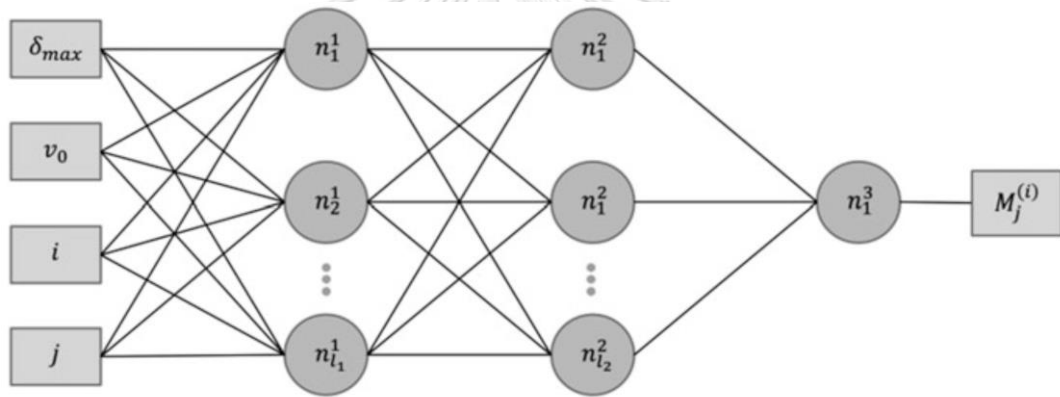
จากการทดลองในงานวิจัยนี้พบว่า กรณีที่ 3 ซึ่งเลือกใช้ มุมองศาการคว่ำ (roll angle) และ อัตราการคว่ำ (roll rate) เพื่อปรับค่าเมทริกซ์ระยะเวลาก่อนพลิกคว่ำ ซึ่งเป็นวิธีที่ดีที่สุด แต่งานวิจัยนี้ใช้โปรแกรมจำลองในการทดสอบ และเป็นการทดสอบแบบอันทริปเท่านั้น



### b) An Application of Neural Network to Control Stability of an Articulated Vehicle in Real Time

งานวิจัยนี้ [9] กล่าวถึงการควบคุมเบรกรถพ่วงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมการพลิกคว่ำแบบ อันทริป และการคำนวณทอร์กของการเบรกของแต่ละล้อเพื่อให้รถยนต์กลับมาคงที่ จากโครงสร้างจะ เห็นได้ว่าค่านำเข้าที่ต้องการคือ  $\delta_{max}$ ,  $v_0$ ,  $i$  and  $j$  ซึ่ง  $\delta_{max}$  คือมุมมองศาเลี้ยวที่มากที่สุดที่รถสามารถ ทำได้  $v_0$  คือความเร็วของรถยนต์  $I$  คือดัชนีจำนวนของล้อรถ และ  $j$  คือดัชนีของช่วงการเบรกในเวลา  $t_j$  ค่าตอบมีเพียงตัวเดียวคือทอร์กการเบรก  $M_j^{(i)}$  ของแต่ละล้อและแต่ละเวลา ซึ่งโครงข่ายประสาท จะเป็นดังรูปที่ 20

ผลงานวิจัยนี้สามารถใช้โครงข่ายประสาทในการคาดเดาทอร์กของการเบรกภายใต้เวลาจริง ได้ หลังจากที่ได้ลองพบว่ารถมีความเสถียรมากขึ้นสังเกตได้จากองศาการคว่ำ และการเคลื่อนที่ ด้านข้างลดลงกว่าตอนแรก



รูปที่ 20 โครงข่ายประสาทของงานวิจัย [57]

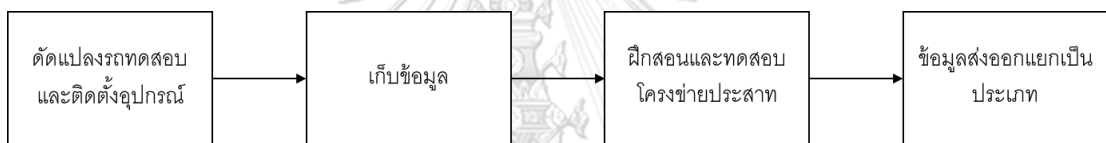
### 3. ระเบียบวิธี

ผู้วิจัยมีการทดลอง 2 แบบ คือ การทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5 ของรถขนาดจริง และการทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง การทดลองด้วยโปรแกรมจำลองมีความสามารถในการเก็บข้อมูลได้เยอะมาก และสามารถปรับค่าพารามิเตอร์บนรถได้ เช่น น้ำหนักรถ ความสูงจุดสูงถ่วง เป็นต้น

โดยในหัวข้อนี้จะแบ่งเป็น 2 หัวข้อได้แก่ หัวข้อที่ 1 การทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5 และในหัวข้อที่ 2 คือ การทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง

#### 3.1. การทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5

เนื่องจากการทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5 จึงมีการตัดแปลง และติดตั้งอุปกรณ์ เซนเซอร์บนรถทดสอบซึ่งจะอธิบายในหัวข้อ a) การติดตั้งอุปกรณ์บนรถทดสอบขนาด 1:5 และอธิบายการวิธีเก็บข้อมูล และวิธีทดสอบการพลิกคว่ำแบบอันทริป และการพลิกคว่ำแบบทริปในหัวข้อ b) และ c) ตามลำดับ โดยการทำงานของ การทดลองด้วยรถทดสอบเป็นไปดังรูปที่ 21



รูปที่ 21 อธิบายภาพรวมของการทดลองด้วยรถทดสอบ

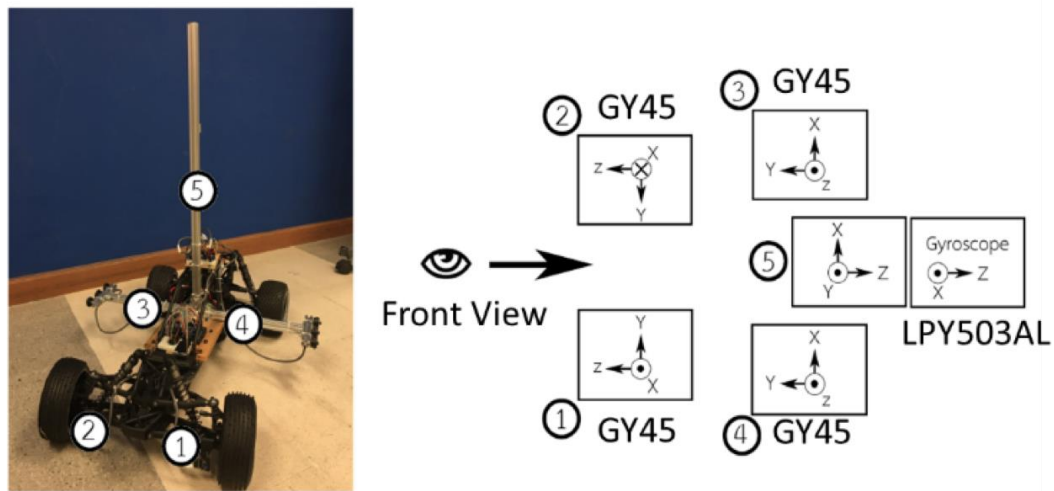
#### a) การติดตั้งอุปกรณ์บนรถทดสอบขนาด 1:5

ผู้วิจัยเลือกใช้รถทดสอบอัตราส่วน 1:5 ของขนาดรถยนต์ “Baja 5B Flux Brushless 2WD” ดังรูปที่ 22 รถทดสอบขับเคลื่อนด้วยล้อหลังด้วย Castle Creation 2820-780Kv มอเตอร์บัสเลส มาพร้อมกับกล่องควบคุม Castle Creations Mamba XL2 speed controller และ SFL-11 MG Hi-torque servo ใช้สำหรับการบังคับทิศทาง เพิ่มประสิทธิภาพเบรก ด้วย GTB Racing hydraulic disc brake ควบคุมโดยเซอร์โวมอเตอร์โดยติดตั้งไว้ที่ล้อหน้า ทั้งด้านซ้าย และขวา อีกทั้งรถทดสอบยังสามารถเบรกด้วยมอเตอร์ได้อีกด้วย ดังรูปที่ 23 และทำการติดโครงกันรถพลิกคว่ำ จากรูปที่ 23 จะสังเกตเห็นแท่งเหล็กยื่นออกมาทางด้านข้างรถ แท่งเหล็กทางด้านบนรถจะติดตั้งเหล็กถ่วงน้ำหนัก เพื่อปรับน้ำหนัก และจุดศูนย์ถ่วงมวลของรถ ให้ตรงตามที่คำนวณด้วยทฤษฎีบั๊กกิงแฮมพาย

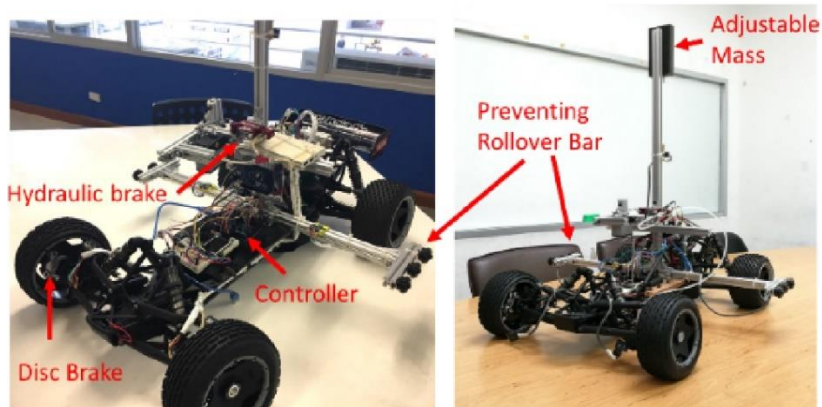
ควบคุมด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ (Arduino Mega 2560) [58] ใช้เก็บข้อมูล, ควบคุมความเร็ว, พวงมาลัย และระบบเบรกไฮดรอลิกของรถทดสอบ ไมโครคอนโทรลเลอร์บนรถทดสอบรับข้อมูลจากเซนเซอร์ และบันทึกข้อมูลลงบนหน่วยความจำขนาดเล็ก (microSD card) ที่มาพร้อมกับจอขนาด 1.8” Color TFT LCD display (ST7735R) ที่อัตราเร็วในการส่งข้อมูล 100 เฮิร์ตซ์

ไมโครคอนโทรลเลอร์เชื่อมต่อกับมอดูลไวไฟ ESP8266 ดังนั้นสามารถส่งข้อมูลไปที่คอมพิวเตอร์ด้วยอัตราเร็วในการส่งข้อมูล 10 เฮิร์ตซ์ ติดตั้งเซนเซอร์วัดความเร่ง GY45 5 ชิ้น, เซนเซอร์วัดความเร่ง 3 แกน (MMA8451) จาก NXP semiconductor 1 ชิ้น และไจโรสโคป 2 แกน (LPY530AL) จาก STMicroelectronics ใช้ในการวัดความเร่ง และอัตราการเปลี่ยนแปลงของมุม เซนเซอร์วัดความเร่ง 2 ชิ้น ติดตั้งด้านซ้าย และด้านขวาของมวลบนสปริง และอีก 2 ชิ้น ติดตั้งด้านซ้าย และด้านขวาของมวลนอกสปริง เพื่อวัดความเร่งด้านซ้าย และขวา เซนเซอร์วัดความเร่ง และไจโรสโคปได้ติดตั้งใกล้จุดศูนย์ถ่วงของรถทดสอบ เพื่อใช้วัดอัตราการหมุน และอัตราการพลิกคว่ำ ตำแหน่งการติดตั้งเซนเซอร์เป็นดังรูปที่ 22

เนื่องจากรถทดสอบเป็นรถขับเคลื่อนด้วยมอเตอร์ไฟฟ้า จึงไม่มีเสียง และมีกำลังที่สูงมาก มีโอกาสที่จะเกิดอุบัติเหตุ ถ้าไม่สามารถควบคุมรถทดสอบได้ ผู้วิจัยได้ติดตั้งระบบหยุดฉุกเฉิน 2 ชั้น โดยใช้ช่องทางสัญญาณขัดจังหวะบนอุปกรณ์ควบคุมเพื่อให้รถหยุดเมื่อมีสายไฟหลุด และใช้สัญญาณวิทยุเพื่อควบคุมให้รถหยุด ดังรูปที่ 24 แสดงการทำงานของระบบหยุดฉุกเฉิน



รูปที่ 22 ตำแหน่งไจโรสโคป และมาตรวัดความเร่ง accelerometers และ gyroscope



รูปที่ 23 รถทดสอบขนาด 1/5 (460\*900 mm)



รูปที่ 24 ภาพการทำงานของ emergency stop

#### b) การพลิกคว่ำแบบอันตราย

สิ่งสำคัญสำหรับการป้องกันการพลิกคว่ำคือการคาดเดาการพลิกคว่ำ ซึ่งการคาดเดาการพลิกคว่ำแบบเดิม ๆ คือการประมาณค่าบางตัวแปรที่ไม่สามารถตรวจจับได้ด้วยเซนเซอร์ ทำให้เกิดการคาดเคลื่อนของค่าดัชนีการพลิกคว่ำเนื่องจากต้องสมมติค่า ๆ หนึ่งใส่ไปในสมการที่ (7) ซึ่งผู้วิจัยเสนอโครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในการคาดเดาดัชนีการพลิกคว่ำ และเนื่องจากการคาดเดาการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจึงจำเป็นต้องมีข้อมูล (Dataset) เพื่อจะนำมาฝึกสอนโมเดลโครงข่ายประสาท จากสมการที่ (7) จะเห็นได้ว่า ตัวแปรที่สำคัญที่สามารถวัดได้ด้วยเซนเซอร์มี 2 ตัว ได้แก่ ความเร่งทางข้าง และมุมมองเสาการเอียงของรถทดสอบ การเลือกข้อมูลนำเข้ามีความสำคัญ ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการเปรียบเทียบดังตารางที่ 5 โดยใช้ โครงข่ายประสาท ในกรณีที่ 1 ใช้ความเร่งทางแนวข้าง ในกรณีที่ 2 ได้เพิ่มความเร่งแนวตั้งบนสปริง และความเร่งแนวตั้งนอกสปริง ของทั้งด้านซ้าย และ

ด้านขวาของรถทดสอบ และกรณีที่ 3 ได้เพิ่มอัตราการหมุนไปในข้อมูลนำเข้าของโครงข่ายประสาทด้วย

การออกแบบโครงข่ายประสาทมี 3 เลเยอร์ ดังรูปที่ 25 เลเยอร์ที่ 1 เป็นเลเยอร์ข้อมูลนำเข้า ซึ่งเปรียบเทียบกับตารางที่ 5 เลเยอร์ที่ 2 เป็นเลเยอร์ซ่อนมี 3 เซลล์ประสาท เลเยอร์ที่ 3 เป็นเลเยอร์ข้อมูลส่งออก โดยที่ข้อมูลส่งออกแบ่งเป็นคลาส 3 ประเภท คือ ปลอดภัย (safe) หมายถึงรถมีความมั่นคง ค่าดัชนีการพลิกคว่ำน้อยกว่า หรือเท่ากับ 0.45 มีความเสี่ยง (Low Risk) หมายถึงรถมีความเสี่ยงต่ำในการพลิกคว่ำ โดยที่ค่าดัชนีการพลิกคว่ำ มากกว่า 0.45 แต่ไม่เกิน 0.9 มีความเสี่ยงสูง (High Risk) หมายถึงรถมีความเสี่ยงสูงในการพลิกคว่ำ โดยที่ค่าดัชนีการพลิกคว่ำ มากกว่า 0.9 โดยที่การคำนวณทางคณิตศาสตร์ของโครงข่ายประสาทเป็นไปตามสมการที่ (17 - 20)

วิธีการคำนวณของเลเยอร์นำเข้า ดังสมการที่ (17)

$$O_j^{(1)} O_j = x(j) \quad (17)$$

$$j = 1, 2, \dots, n$$

วิธีการคำนวณของเลเยอร์ซ่อน ดังสมการที่ (18)

$$O_0^{(1)} = Bias = 1$$

$$net_i^{(2)}(i) = \sum_{j=0}^n w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}, \quad (18a)$$

$$i = 1, 2, 3, 4 \quad j = 0, 1, 2, \dots, n$$

$$O_i^{(2)}(i) = f^{(1)}(net_i^{(2)}(i)), \quad (18b)$$

$$i = 1, 2, 3$$

วิธีการคำนวณของเลเยอร์ข้อมูลส่งออก ดังสมการที่ (19)

$$O_0^{(2)} = Bias = 1 \quad (19a)$$

$$net_p^{(3)}(p) = \sum_{i=1}^2 w_{pi}^{(3)} O_i^{(2)}, \quad (19b)$$

$$p = 1, 2, 3, 4 \quad i = 0, 1, 2, 3$$

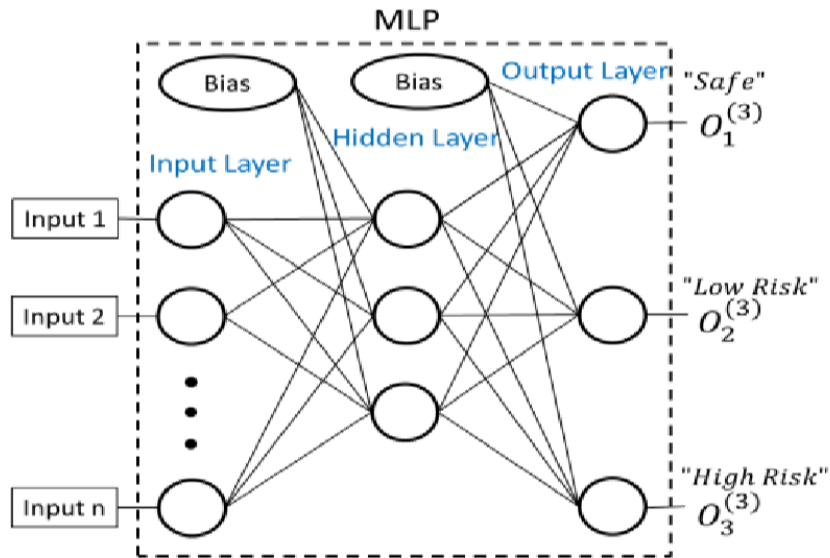
$$O_p^{(3)}(p) = f^{(2)}(net_p^{(3)}(p)), \quad (19c)$$

$$p = 1, 2, 3$$

เมื่อตัวยก (1),(2),(3) เป็นเลเยอร์ข้อมูลนำเข้า เลเยอร์ซ่อน และเลเยอร์ข้อมูลส่งออก ตามลำดับ  $w$  คือ สัมประสิทธิ์ของค่าน้ำหนัก และ  $f()$  คือ ฟังก์ชันกระตุ้นไม่เชิงเส้น ดังสมการที่ (20)

$$f^{(1)} = f^{(2)} = sigmoid(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (20)$$

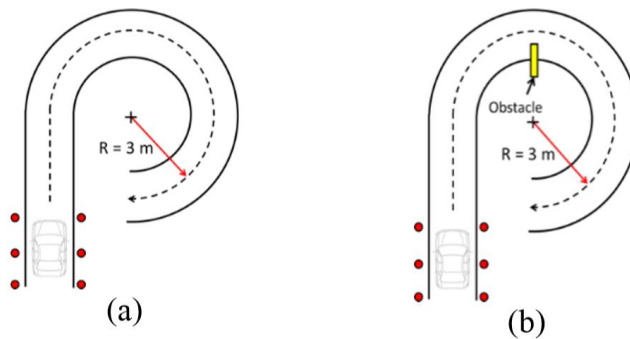
เปรียบเทียบ 3 กรณี นำมาฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาท โดยใช้ 3 ชุดข้อมูลนำเข้า ซึ่งจะได้ข้อมูลส่งออกคือการเตือนการพลิกคว่ำ ข้อมูลที่นำมาฝึกสอนได้จากการนำรถทดสอบไปวิ่งเก็บข้อมูล และใช้โปรแกรม weka 3-8-1 พัฒนาโดย university of Waikato [59] ในการฝึกสอนโมเดล



รูปที่ 25 โครงสร้างโครงข่ายประสาท

ตารางที่ 5 แสดงการเลือกตัวแปร

กรณี	ตัวแปร
1	$a_y$
2	$a_y, a_{zr}, a_{rl}, \dot{z}_{ur}, \dot{z}_{ul}$
3	$a_y, a_{zr}, a_{rl}, \dot{z}_{ur}, \dot{z}_{ul}, r$



รูปที่ 26 แผนทางวิ่งรถทดสอบ (a) สำหรับการทดลองที่ 1 และ 2 (b) สำหรับการทดลองที่ 3 คือมีสิ่งกีดขวาง

### c) การพลิกคว่ำแบบทริป

สูตรจริงของการคำนวณค่าดัชนีการพลิกคว่ำดังสมการที่ (3) ซึ่งต้องการข้อมูลในรถยนต์ที่ไม่สามารถวัดค่าได้ เช่น แรงที่พื้นกระทำกับรถ [2, 34] โดยผู้วิจัยเลือกใช้โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ โดยใช้ข้อมูลนำเข้าอ้างอิงตามสมการที่ (8) กำหนดว่า ดัชนีการพลิกคว่ำแบบทริปอ้างอิงบนโมเดลรถ ครึ่งคัน 4 ระดับขึ้นความเสรี ตัวแปรที่ใช้ คือ มวลนอกสปริงทางขวา ( $m_{ur}$ ), ความเร่งของมวลนอกสปริงในแนวตั้งทางขวาของรถยนต์ ( $\ddot{z}_{ur}$ ), ความเร่งของมวลนอกสปริงในแนวตั้งทางซ้ายของรถยนต์ ( $\ddot{z}_{ul}$ ), ความเร่งทางแนวดิ่งด้านขวาของรถยนต์ ( $a_{zr}$ ), ความเร่งทางแนวดิ่งด้านซ้ายของรถยนต์ ( $a_{zl}$ ), ความเร่งทางแนวขวาง ( $a_y$ ), ความเร่งของมวลบนสปริง ( $\ddot{z}_s$ ), มุมองศาการพลิกคว่ำ ( $\phi$ ), อัตราการพลิกคว่ำ ( $\dot{\phi}$ ) และ การบีบอัดของระบบรองรับทางขวา ( $z_s - z_{ur} + \frac{l_s}{2} \sin\phi$ ) ดังนั้นงานวิจัยนี้สมมติว่า ตัวแปรเหล่านี้ เช่น sprung mass ( $m_s$ ) unsprung mass ( $m_u$ ), ความสูงของจุดศูนย์กลาง ( $h_R$ ) เป็นค่าคงที่ ซึ่งไม่เปลี่ยนแปลง

การทดลองที่ 1 รถทดสอบถูกโปรแกรมให้วิ่งตามเส้นทาง ดังรูปที่ 26(a) ที่ความเร็วประมาณ 3.2 เมตรต่อวินาที และรัศมีทางโค้งประมาณ 3 เมตร ในการทดลองนี้ล้อของรถทดสอบไม่ยกขึ้นจากพื้น โดยการทดลองนี้เป็นการทดลองการพลิกคว่ำแบบอันทริป

การทดลองที่ 2 ผู้วิจัยกำหนดให้รถทดสอบวิ่งตามเส้นทาง ดังรูปที่ 26(a) โดยใช้ความเร็วประมาณ 4.2 เมตรต่อวินาที ในกรณีนี้ และรัศมีทางโค้งประมาณ 3 เมตร ในกรณีนี้ล้อขวากออกจากพื้น โดยการทดลองนี้เป็นการทดลองการพลิกคว่ำแบบอันทริป

การทดลองที่ 3 ผู้วิจัยได้เพิ่มสิ่งกีดขวาง (bumper) ไว้ในเส้นทาง ดังรูปที่ 26(b) สิ่งกีดขวางมีความสูง 3.8 เซนติเมตร และกว้าง 10 เซนติเมตร รถทดสอบได้ถูกโปรแกรมให้วิ่งตามเส้นทางดังรูปที่ 26(b) ที่ความเร็วประมาณ 3.2 เมตรต่อวินาที และรัศมีทางโค้งประมาณ 3 เมตร ในกรณีนี้ล้อขวากออกจากพื้น โดยการทดลองนี้เป็นการทดลองการพลิกคว่ำแบบทริป

ในแต่ละการทดลองมีการทำซ้ำ 4 ครั้ง และข้อมูลจากเซนเซอร์บันทึกที่ความเร็ว 100 เฮิร์ตซ์ ทุกการทดลองมีการบันทึกด้วยกล้องวิดีโอเพื่อตรวจสอบการยกขึ้นของล้อ เมื่อได้ 12 ชุดข้อมูล ผู้วิจัยนำชุดข้อมูลไปฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทตามแต่ละชุดข้อมูลนำเข้ดังตารางที่ 5 ข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทจะมี 3 คลาส ได้แก่ ปลอดภัย, มีความเสี่ยง และมีความเสี่ยงสูง และได้ทดลองกับการทดลองที่ 1, 2 และ 3 เพื่อคำนวณหาประสิทธิภาพของการประมาณค่าดัชนีการพลิกคว่ำ

### 3.2. การทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง

ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรมจำลอง “CarSim” ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ระดับอุตสาหกรรม โดยที่การเก็บข้อมูลด้วยโปรแกรมจำลองสามารถเก็บข้อมูลได้ปริมาณมาก สามารถปรับรูปแบบการวิ่งได้หลากหลาย สามารถปรับพารามิเตอร์ของรถได้ละเอียดขึ้น โดยในส่วนนี้จะกล่าวถึงการพลิกคว่ำแบบอันทริปใน และทริป ในหัวข้อ a) และ b) ตามลำดับ จากการเก็บข้อมูลด้วยโปรแกรมจำลอง

#### a) การพลิกคว่ำแบบอันทริป

การพลิกคว่ำแบบอันทริปเกิดขึ้นเมื่อรถมีความเร็วสูง และเลี้ยวกะทันหัน โดยค่าดัชนีการพลิกคว่ำสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3) แต่เนื่องจากสมการที่ (3) ไม่สามารถวัดด้วยเซนเซอร์ได้ งานวิจัยที่ [3] จึงพัฒนาสูตรตั้งสมการที่ (7) เพื่อให้สามารถคำนวณค่าดัชนีการพลิกคว่ำได้

การตรวจวัดด้วยเซนเซอร์เพียงอย่างเดียว สามารถประมาณด้วยดัชนีการพลิกคว่ำได้อย่างแม่นยำแม้ว่า ไม่รู้ค่าความสูงจุดศูนย์กลางถ่วงรถ น้ำหนักบนสปริง ผู้วิจัยใช้ความสามารถของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ในการจำข้อมูลแบบลำดับ จึงมีประโยชน์มากกว่าโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าสำหรับกรณีนี้ และผู้วิจัยได้นำโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า เข้ามาในการเปรียบเทียบด้วย โดยที่โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าใช้ข้อมูลนำเข้าเดียวกับโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ และจำนวนของพารามิเตอร์ที่เท่ากัน

จากสมการที่ (7) จะเห็นว่าค่าที่น่าสนใจอยู่ 4 ค่า ได้แก่ ความสูงของจุดศูนย์กลางถ่วงรถ (CG), มวลบนสปริง ( $m_s$ ), ความเร็วรถ ( $v_x$ ) และองศาพวงมาลัย (Steering angle) ผู้วิจัยทำการเก็บข้อมูลด้วยโปรแกรมจำลอง ในการสร้างข้อมูล ตัวอย่าง สถานการณ์การพลิกคว่ำในโปรแกรมจำลอง ดังรูปที่ 27

ขั้นแรกผู้วิจัยดำเนินการโปรแกรมจำลองทั้งหมด 20,020 ไฟล์ ด้วยการ สุ่มความสูงของจุดศูนย์กลางถ่วงรถ, มวลบนสปริง, ความเร็วของรถ และองศาพวงมาลัยในแต่ละการเคลื่อนที่ ความสูงของจุดศูนย์กลางถ่วงรถอยู่ระหว่าง 0.6 ถึง 1.2 เมตร [60] มวลบนสปริงอยู่ระหว่าง 2,100 ถึง 3,000 กิโลกรัม รวมน้ำหนักสัมภาระ และคนบนรถยนต์ออกประสงค์แล้ว ความเร็วรถยนต์อยู่ระหว่าง 80 ถึง 180 กิโลเมตร/ชั่วโมง โดยที่ความเร็วจริงขึ้นอยู่กับการเคลื่อนที่ ที่ถูกควบคุมด้วยผลป้อนกลับของโปรแกรมจำลอง โดยพยายามให้อยู่ที่ความเร็วที่ต้องการ มุมองศาเลี้ยว  $\alpha_w$  สุ่มด้วย การแจกแจงแบบเกาส์หลายตัวแปร (Multivariate Gaussian Distribution) ด้วย ค่าเฉลี่ย 0 และ ความแปรปรวนของ เมตริกซ์ความแปรปรวน (covariance matrix) ถูกใช้กับฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel function)  $k(\alpha_{w,t1}, \alpha_{w,t2}) = e^{-\frac{(t1-t2)^2}{l}}$  โดยที่  $l = 2$  ซึ่งเป็นตัวเลือกที่ ได้รับความนิยมนมาก เมื่อฝึกสอนกระบวนการแบบเกาส์ (gaussian processes) [61] การสุ่มมุมมองของพวงมาลัยถูกสุ่มด้วยพฤติกรรมที่เก็ร็ยวกราดกว่า พฤติกรรมปกติ



แรงจูงใจ และลือขวามีให้ใช้ในโปรแกรมจำลอง ซึ่งสามารถนำมาคำนวณหาค่าดัชนีการพลิกคว่ำได้ด้วยสมการที่ (3) ผู้วิจัยใช้ลือหลังในการหาค่าดัชนีการพลิกคว่ำ ดัชนีการพลิกคว่ำสามารถคำนวณได้จากลือหน้าด้วยโดยวิธีเดียวกัน แต่มีความแตกต่างกันเล็กน้อยเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงลักษณะแบบยืดหยุ่นในลือ และช่วงล่าง ค่าดัชนีการพลิกคว่ำในการฝึกสอนข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาท คำนวณจากสมการที่ (3) คำนิยามของดัชนีการพลิกคว่ำ คือ ต้องมีลือใดลือหนึ่งแตะพื้น ถ้าไม่มีลือใดลือหนึ่งแตะพื้นจะไม่นำมาฝึกสอน ดังนั้น ลำดับของข้อมูลจึงมีความยาวแตกต่างกันระหว่าง 1.5 ถึง 10 วินาที ข้อมูลจากโปรแกรมจำลองมีข้อมูลเกี่ยวกับรถ ซึ่งมีทั้งข้อมูลที่ใช้ และไม่ใช้ในงานวิจัยนี้ ในขั้นต่อไป ผู้วิจัยได้ นำข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องออกเหลือแค่ข้อมูลนำเข้า  $x_t = [a_{y,t}, \phi_t]^T$  และได้แบ่งออกมา 20 ชุดข้อมูล สำหรับตรวจสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาท ที่เหลือ 20,000 ข้อมูล ถูกตัดเป็นส่วน ๆ ให้เท่า ๆ กัน ตามลำดับข้อมูลที่สั้นที่สุด (1.5 วินาที หรือ 60 ขั้นตอนเวลา) รวมแล้วมีทั้งหมด 90,752 ลำดับข้อมูล จากนั้นแบ่งลำดับข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน 72,601 ลำดับข้อมูล และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ 18,151 ลำดับข้อมูล สำหรับชุดข้อมูลทดสอบเพื่อดูว่าโมเดลเหมาะสมเกินไป (overfit) หรือไม่



รูปที่ 27 การพลิกคว่ำในโปรแกรม CarSim

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยเปรียบเทียบโครงข่ายประสาททั้งหมด 4 ชนิด ดังตารางที่ 6 จะเห็นว่ามีพารามิเตอร์ที่ใกล้เคียงกันอยู่ 2 ช่วงคือประมาณ 365 และ 1200 พารามิเตอร์ ในตารางที่ 6 คอลัมน์จำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละเลเยอร์ อธิบายถึงจำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละเลเยอร์จากซ้ายไปขวาตามลำดับ รวมเลเยอร์ข้อมูลนำเข้า (2 ข้อมูลนำเข้า) และเลเยอร์ข้อมูลส่งออก (1 ข้อมูลส่งออก) สำหรับโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ในเลเยอร์ที่ 2 จำนวนเซลล์ประสาทมีจำนวนเท่ากับสถานะซ่อน คอลัมน์จำนวนพารามิเตอร์ คือ จำนวนพารามิเตอร์ในโครงข่ายประสาท ซึ่งเท่ากับผลรวมของทุก ๆ ส่วนย่อยในเมทริกซ์น้ำหนัก และเวกเตอร์ไบแอส

โครงข่ายประสาทอันแรก คือโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า ประกอบด้วย 2 เลเยอร์ซ่อนซึ่งใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแทนเจนต์ ดังสมการ (15a) และข้อมูลส่งออกเชิงเส้น อธิบายในสมการ (15b) โครงข่ายประสาทที่สอง คือโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ใช้แทนเจนต์ ดังสมการที่ (12) เลเยอร์แบบวนกลับถูกตามด้วยแทนเจนต์เลเยอร์ซ่อน และเลเยอร์ข้อมูลส่งออก ดังสมการที่ (15) โครงข่ายประสาทที่สาม คือ ความจำระยะสั้น ดังสมการที่ (13) และ ตามด้วยเลเยอร์แทนเจนต์ และข้อมูลส่งออกเชิงเส้น ดังสมการที่ (15) โครงข่ายประสาทสุดท้ายหน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ ใช้หน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ ดังสมการที่ (14) และตามด้วยเลเยอร์แทนเจนต์ และเลเยอร์ส่งออกเชิงเส้น ดังสมการที่ (15)

โครงข่ายประสาทถูกเทรนมากกว่า 3,000 รอบของการคำนวณ (epochs) โดยการใช้การแพร่กลับ และการฝึกสอนหยุดเมื่อค่าความสูญเสียของการฝึกสอน และการทดสอบลดต่ำลง ผู้วิจัยใช้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดเป็นฟังก์ชันสูญเสีย

$$L = \frac{1}{N_{traj}} \sum_{i=1}^{N_{traj}} \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} (I_{ro,i,t} - y_{i,t})^2 \quad (21)$$

ด้วยค่า  $I_{ro,i,t}$  ดัชนีการพลิกคว่ำคำนวณโดยใช้ข้อมูลจากโปรแกรมจำลอง ในการวิ่งที่  $i$  ที่ขั้นตอนเวลา  $t$  และ  $y_{i,t}$  คือคำตอบของโครงข่ายประสาทสำหรับการวิ่งในขั้นตอนเวลาเดียวกัน

ผู้วิจัยใช้ เคเน็ตมอดูล (Knet module) [62] ในภาษาจูเลีย (Julia) การฝึกสอนทำงานบนการ์ดจอ (Graphics Processing unit, GPU) ด้วยเวลาประมาณ 17 นาทีต่อโมเดล โดยวัดจากพารามิเตอร์ 1,200 พารามิเตอร์ ผู้วิจัยใช้การตั้งค่าตามการตั้งค่าของอดัม (Adam optimizer) [63] และคำนวณความชันด้วยกลุ่มเล็ก ๆ 2048 ลำดับข้อมูล

ตารางที่ 6 โครงสร้าง โครงข่ายประสาท

ชนิดของโครงข่ายประสาท	จำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละเลเยอร์	จำนวนพารามิเตอร์
FNN (เล็ก)	2, 20, 14, 1	369
Tanh (เล็ก)	2, 12, 12, 1	361
LSTM (เล็ก)	2, 7, 6, 1	363
GRU (เล็ก)	2, 8, 8, 1	369
FNN (ใหญ่)	2,32,32,1	1,185
Tanh (ใหญ่)	2,24,20,1	1,193
LSTM (ใหญ่)	2,14,14,1	1,233
GRU (ใหญ่)	2,16,14,1	1,213

#### d) การพลิกคว่ำแบบทริป

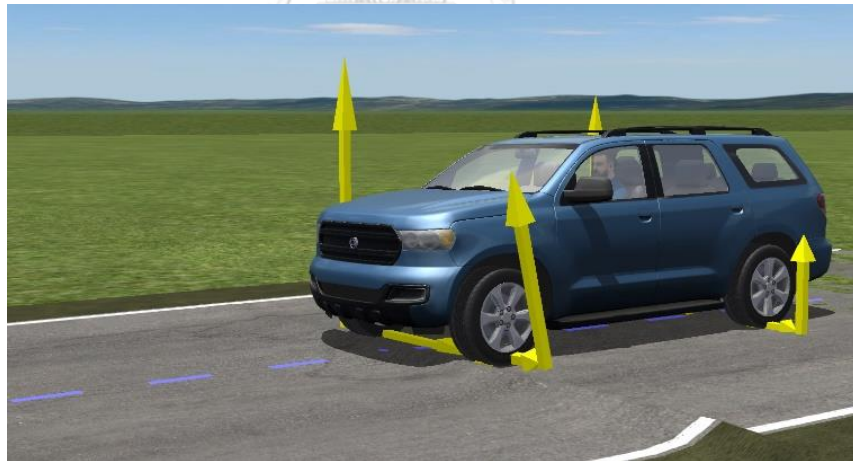
ข้อมูลสร้างจากโปรแกรมจำลอง ซึ่งเป็นโปรแกรมจำลองที่ได้มาตรฐานอุตสาหกรรม ตัวอย่างสถานการณ์การพลิกคว่ำแบบทริปในโปรแกรมจำลอง ดังรูปที่ 28

ในขั้นตอนแรกเก็บข้อมูลจากโปรแกรมจำลองมา 22,000 ไฟล์ โดยการสุ่มค่าความสูงของจุดศูนย์กลางวงรถ, มวลบนสปริงของรถ และสถานการณ์ต่าง ๆ สำหรับการพลิกคว่ำแบบทริป ความสูงของจุดศูนย์กลางสุ่มอยู่ระหว่าง 0.6 เมตร ถึง 1.2 เมตร [60] มวลบนสปริงถูกสุ่มในช่วง 2,100 กิโลกรัม ถึง 3,000 กิโลกรัม ซึ่งตรงกับน้ำหนักของรถยนต์อเนกประสงค์ ตัวอย่างความเร็ว และเส้นทางการวิ่ง ดังรูปที่ 29 วิธีการวิ่งประกอบด้วย วิ่งทางตรง 50 เมตร และวิ่งทางโค้งซึ่งสุ่มรัศมี จาก 50 เมตร ถึง 200 เมตร อ้างอิงตามข้อมูลถนนทางหลวงของกรุงเทพฯ ประเทศไทย ความเร็วของรถยนต์จะถูกกำหนด อยู่ระหว่าง 80 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ถึง 180 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ซึ่งความเร็วจริง ดังรูปที่ 29 ซึ่งควบคุมโดยผลป้อนกลับจากโปรแกรมจำลอง เพื่อให้ความเร็วเข้าใกล้ ความเร็วที่กำหนด ดังนั้นองศาของพวงมาลัยของรถยนต์เป็นแบบวงวนปิด ซึ่งควบคุมตามวิธีการวิ่ง

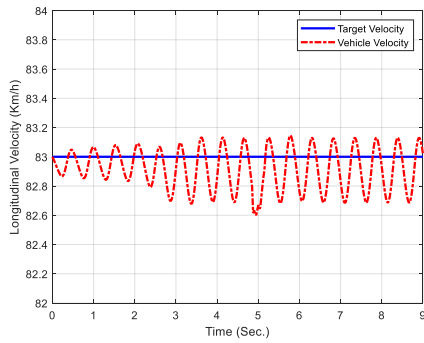
การพลิกคว่ำแบบทริป คือกรณีการสะดุดหลุม หรือสิ่งกีดขวาง ฉะนั้นในโปรแกรมจำลองจึงต้องมีการสร้าง หลุม หรือสิ่งกีดขวาง ซึ่งจะสุ่มให้อยู่บนวิถีทางวิ่ง ดังรูปที่ 30 รูปร่างของหลุม และสิ่งกีดขวางเป็นรูปคลื่นไซน์ ด้วยการสุ่มแอมพลิจูด ระหว่าง -0.15 เมตร ถึง 0.15 เมตร และความถี่ระหว่าง 0.625 เฮิรตซ์ ถึง 1.25 เฮิรตซ์ โดยจะสร้างแค่หนึ่งหลุม หรือหนึ่งสิ่งกีดขวางต่อหนึ่งวิธีการวิ่ง ดังนั้นสร้างหลุม หรือสิ่งกีดขวางเพียงแค่ครั้งเล่นเพื่อที่ให้ล้อข้างใดข้างหนึ่งชนกับหลุม หรือสิ่งกีดขวาง สำหรับวิถีวิ่งทางซ้ายจะสร้างสิ่งกีดขวางทางซ้ายของรถยนต์ และถ้าเป็นหลุมจะสร้างทางขวาของ

รถยนต์ สำหรับวิถีวิ่งทางขวาจะสร้างสิ่งกีดขวางทางขวา และหลุมทางซ้ายของรถยนต์ ตัวอย่างวิธีการวิ่งชนหลุม และสิ่งกีดขวางจากโปรแกรมจำลองดังรูปที่ 30

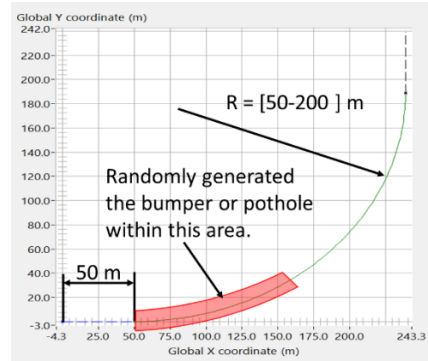
แรงในแนวตั้งทางด้านซ้าย และขวา  $F_{zL}, F_{zR}$  มีให้ใช้ในโปรแกรมจำลองจึงสามารถคำนวณดัชนีการพลิกคว่ำของแต่ละวิถีการวิ่ง โดยใช้แรงในแนวตั้งของล้อหลัง ดังสมการที่ (3) ดัชนีการพลิกคว่ำสามารถคำนวณได้ด้วยล้อหน้าโดยใช้วิธีเดียวกัน แต่มีความแตกต่างกันเล็กน้อยเกี่ยวกับการเปลี่ยนลักษณะแบบยึดหยุ่นในล้อ และช่วงล่าง ดัชนีการพลิกคว่ำถูกคำนวณเพื่อใช้สำหรับเทรนโครงข่ายประสาท โดยคำนวณตามสมการที่ (3) ดัชนีการพลิกคว่ำกำหนดว่าต้องมีล้อใดล้อหนึ่งยังคงอยู่บนพื้น เมื่อล้อทั้งสองลอยจากพื้นข้อมูลจะถูกตัด ด้วยเหตุนี้ในแต่ละวิถีวิ่งจึงมีความยาวที่แตกต่างกันระหว่าง 0.325 วินาที ถึง 19.925 วินาที โดยเก็บข้อมูลแต่ละวิถีวิ่งด้วยอัตราการเก็บตัวอย่าง อยู่ที่ 40 เฮิร์ตซ์ ข้อมูลจากโปรแกรมจำลองมีข้อมูลของรถยนต์ ที่ไม่จำเป็นสำหรับงานวิจัยนี้ หรือไม่สามารถวัดได้ ในรถจริง ดังนั้นข้อมูลที่ไม่จำเป็นจะถูกตัดออก สำหรับ 22,000 ไฟล์ แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 คือชุดข้อมูลฝึกสอน 16,000 ไฟล์ กลุ่มที่ 2 คือชุดข้อมูลทดสอบ 4,000 ไฟล์ และกลุ่มที่ 3 คือชุดข้อมูลตรวจสอบ 2,000 ไฟล์ โดยชุดข้อมูลฝึกสอนไว้สำหรับฝึกสอนข้อมูล ชุดข้อมูลทดสอบไว้สำหรับตรวจสอบความเหมาะสมเกินไปของโมเดล และชุดข้อมูลตรวจสอบสำหรับประเมินค่าความผิดพลาดของโครงข่ายประสาท



รูปที่ 28 ตัวอย่างการพลิกคว่ำแบบทริบในโปรแกรมจำลอง

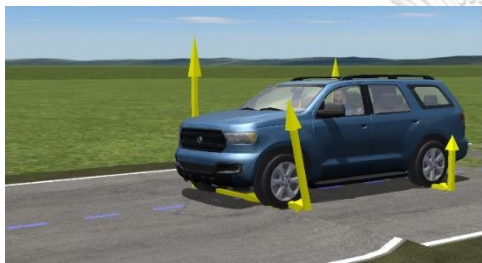


เป้าหมายความเร็ว และความเร็วจริง

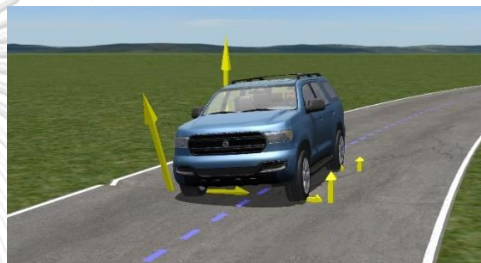


วิธีการเดินทางของรถ

รูปที่ 29 การตั้งค่า ความเร็วและวิธีการวิ่ง ในโปรแกรมจำลอง



สิ่งกีดขวาง



หลุม

รูปที่ 30 ตัวอย่างวิธีการวิ่งรถสิ่งกีดขวาง และหลุม

ในการตรวจสอบโครงข่ายประสาทแบบทริปมีอยู่ 3 ปัจจัยหลัก ปัจจัยที่ 1 ฟังก์ชันตรวจสอบไหนที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาท ปัจจัยที่ 2 ข้อมูลนำเข้าไหนบ้างที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาท และปัจจัยที่ 3 โครงสร้างไหนของโครงข่ายประสาทที่เหมาะสมกับการคาดการณ์ผลึกคว่ำแบบทริป เพื่อที่จะตรวจสอบ 3 ปัจจัยนี้ ผู้วิจัยใช้ข้อมูลนำเข้ามาจากโปรแกรมจำลอง

งานวิจัยนี้มี 4 ชนิดของโครงข่ายประสาทซึ่งเปรียบเทียบได้ตามตารางที่ 7 และออกแบบให้มีจำนวนพารามิเตอร์ใกล้เคียงกัน ผู้วิจัยเปรียบเทียบแต่ละชนิดของโครงข่ายประสาทซึ่งมีจำนวนพารามิเตอร์ประมาณ 5,000 พารามิเตอร์ ดังตารางที่ 7 จำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละเลเยอร์ อธิบายจำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละเลเยอร์จากซ้ายไปขวา รวมเลเยอร์ข้อมูลนำเข้า (N ข้อมูลนำเข้า) และเลเยอร์ข้อมูลส่งออก (1 ข้อมูลส่งออก) จำนวนพารามิเตอร์ คือ จำนวนพารามิเตอร์ในโครงข่ายประสาทซึ่งเท่ากับผลรวมทุกส่วนย่อยในแมทริกซ์ค่าน้ำหนัก และเวกเตอร์ไบแอส

ตารางที่ 7 สรุป โครงสร้างโครงข่ายประสาท

ชนิดของโครงข่ายประสาท	จำนวนเซลล์ประสาทในแต่ละเลเยอร์	จำนวนพารามิเตอร์
FNN	N, 48, 48, 42, 1	48N + 4501
Tanh	N, 46, 46, 1	46N + 4417
LSTM	N, 30, 16, 1	120N + 4353
GRU	N, 32, 32, 1	96N + 4353

โครงข่ายประสาทแรก คือโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า ประกอบด้วย 3 เลเยอร์ซ่อนซึ่งใช้แทนเจนต์ เป็นฟังก์ชันตรวจสอบอธิบายตามสมการที่ (15a) และเลเยอร์ส่งออกเชิงเส้นอธิบายตามสมการ (15b) โครงข่ายประสาทที่สอง คือโครงข่ายประสาทแบบวนกลับใช้เลเยอร์แทนเจนต์ ตามสมการที่ (12) เลเยอร์แบบวนกลับใช้แทนเจนต์เลเยอร์ซ่อน และเลเยอร์ข้อมูลส่งออก ดังสมการที่ (15) โครงข่ายประสาทที่สาม ใช้ความจำระยะสั้น ดังสมการที่ (13) และตามด้วยเลเยอร์แทนเจนต์ และเลเยอร์ข้อมูลส่งออกแบบเชิงเส้น ดังสมการที่ (15) โครงข่ายประสาทสุดท้าย ใช้หน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ ดังสมการที่ (14) และตามด้วยเลเยอร์แทนเจนต์ และเลเยอร์ข้อมูลส่งออกแบบเชิงเส้น ดังสมการที่ (15)

สำหรับข้อมูลนำเข้าของโครงข่ายประสาท ยังมีความคลุมเคลือในการเลือกใช้มาคาดเดาการพลิกคว่ำแบบทริป ดังนั้นเพื่อที่จะหาข้อมูลนำเข้าสำหรับงานวิจัยนี้ข้อมูลนำเข้าที่ถูกเลือก อ้างอิงจากสมการที่ (8) [2] และ โมเดลช่วงล่างของรถขนาดจริง ซึ่งจะเลือกข้อมูลนำเข้าที่สามารถวัดได้ด้วยเซนเซอร์ [2, 34] รายการของข้อมูลนำเข้าแสดงดังตารางที่ 8 การรวมกันของข้อมูลนำเข้าถูกพิจารณาสำหรับเทรน ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ตัวแปรข้อมูลนำเข้าสำหรับโครงข่ายประสาท

สัญลักษณ์	คำอธิบาย
$v_{zwc}: [v_{zwcL1}; v_{zwcL2}; v_{zwcR1}; v_{zwcR2}]$	ความเร็วทางแนวตั้งของแต่ละล้อ: ล้อหน้าซ้าย, $v_{zwcL1}$ , ล้อหลังซ้าย, $v_{zwcL2}$ , ล้อหน้าขวา, $v_{zwcR1}$ , ล้อหลังขวา, $v_{zwcR2}$ , (km/h)
$A_{xyz}: [A_x; A_y; A_z]$	ความเร่งทางแนวตรง, $A_x$ , ความเร่งทางข้าง, $A_y$ , ความเร่งทางแนวตั้ง, $A_z$ , (g)
$AA_x$	ความเร่งการคว่ำของมวลบนสปริง (rad/sec <sup>2</sup> )
$AV_{xyz}: [AV_x; AV_y; AV_z]$	อัตราการคว่ำ, $AV_x$ , อัตราการเอียง, $AV_y$ , อัตราการหมุน, $AV_z$ , (deg/sec)
$A_{zsm}$	ความเร่งทางแนวตั้งของมวลบนสปริง (g)
$v_x$	ความเร็วของรถ (km/h)
$Steer_{DM}$	มุมมองศัพวงมาลัยจากคนขับ (deg)
$CmpS: [CmpS_{L1}; CmpS_{L2}; CmpS_{R1}; CmpS_{R2}]$	ระยะอัดสปริงในแต่ละล้อ: ล้อหน้าซ้าย, $CmpS_{L1}$ , ล้อหลังซ้าย, $CmpS_{L2}$ , ล้อหน้าขวา, $CmpS_{R1}$ , ล้อหลังขวา, $CmpS_{R2}$ , (mm)

ตารางที่ 9 จำนวนพารามิเตอร์ input combination ของโครงข่ายประสาท

ชุดที่	ข้อมูลนำเข้า	จำนวน ข้อมูล นำเข้า	FNN	Tanh	LSTM	GRU
1	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}]$	8	4,885	4,785	5,313	5,121
2	$[v_{zwc}; A_{zsm}; AA_x]$	6	4,789	4,693	5,073	4,929
3	$[v_{zwc}; A_{zsm}; AV_{xyz}]$	8	4,885	4,785	5,313	5,121
4	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}; AA_x]$	9	4,933	4,831	5,433	5,217
5	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}; AV_{xyz}]$	11	5,029	4,923	5,673	5,409
6	$[v_{zwc}; A_{zsm}; AA_x; AV_{xyz}]$	9	4,933	4,831	5,433	5,217
7	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}; AV_{xyz}; AA_x]$	12	5,077	4,969	5,793	5,505

โครงข่ายประสาทนี้เทรนมากกว่า 3,000 รอบของการคำนวณ โดยใช้การแพร่กลับการฝึกสอนหยุดลงเนื่องจากความก้าวหน้านับชุดฝึกสอน และทดสอบมีความชันน้อยลง ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดถูกใช้เป็นฟังก์ชันสูญเสีย

$$L = \frac{1}{N_{traj}} \sum_{i=1}^{N_{traj}} \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} (R_{ro,i,t} - y_{i,t})^2 \quad (22)$$

ด้วย  $R_{ro,i,t}$  คำนวณดัชนีการพลิกคว่ำโดยใช้ข้อมูลจากโปรแกรมจำลอง ในวิถีวิ่ง  $i$  ที่ขั้นตอนเวลา  $t$  และ  $y_{i,t}$  คือคำตอบหนึ่งของโครงข่ายประสาทสำหรับวิถีวิ่ง และขั้นตอนเวลาเดียวกัน

เคเน็ตมอดูล [62] ในภาษาจูลเลีย ใช้เป็นเครื่องมือหลักในการคำนวณโครงข่ายประสาท การฝึกสอน ฝึกสอนบนการ์ดจอใช้เวลาโดยเฉลี่ยประมาณ 1 ชั่วโมงต่อโมเดล และใช้เวลาฝึกสอนทั้งหมดมากกว่า 240 ชั่วโมง ด้วยการตั้งค่าตามการตั้งค่าของอดัม [63] และความชันคำนวณบนกลุ่มเล็ก ๆ ขนาด 2048 ลำดับข้อมูล

ต้องการประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาท ข้อมูลนำเข้าในโครงข่ายประสาทต้องทำให้เล็กที่สุดเพื่อประมาณที่น้อยที่สุด ข้อมูลนำเข้าเพิ่มเติม เช่น การบีบอัดของช่วงล่าง [34] ในแต่ละล๊อตได้รวมไปในรายการเพื่อประเมินประสิทธิภาพ การคาดเดาการพลิกคว่ำข้อมูลนำเข้า ดังตารางที่ 9

ชนิดของโครงข่ายประสาทที่ดีที่สุดถูกฝึกสอน ในขั้นตอนต่อไป การฝึกสอน และสูญเสียจะเหมือนกับหัวข้อก่อนหน้า



ในงานวิจัยนี้การพัฒนาโครงข่ายประสาทได้ทดลองใน 8 โครงสร้างที่แตกต่างกัน สำหรับชนิดของโครงข่ายประสาทที่ดีที่สุดในหัวข้อก่อนหน้าเพื่อที่จะเปรียบเทียบโครงสร้างโครงข่ายประสาทที่ โดยเพิ่มจำนวนเลเยอร์ และจำนวนเซลล์ประสาท จากหัวข้อก่อนหน้าโครงสร้างโครงข่ายประสาทสรุปได้ดังตารางที่ 12 ขั้นตอนการฝึกสอน และฟังก์ชันสูญเสียจะเหมือนกับหัวข้อก่อนหน้า

รายละเอียดการฝึกสอน ได้อธิบายไปในหัวข้อก่อนหน้าค่าความสูญเสียสุดท้ายบนข้อมูลฝึกสอน ข้อมูลทดสอบ และข้อมูลตรวจสอบ จะแสดงหัวข้อผลลัพธ์ และวิเคราะห์



#### 4. ผลการทดลอง และวิเคราะห์

จากการทดลองในบทที่ 3 ผู้วิจัยนำผลลัพธ์ของงานวิจัยมาเขียนในหัวข้อ ผลลัพธ์ และวิเคราะห์ ในหัวข้อนี้ โดยจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ การวิเคราะห์จากการทดลองด้วยรถทดสอบ และการวิเคราะห์จากการทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง

##### 4.1. การทดลองด้วยรถทดสอบขนาด 1:5

ผลการทดลองด้วยรถทดสอบทั้งแบบอันทริป และทริป ด้วยโครงข่ายประสาทถูกอธิบายในหัวข้อนี้ โดยอธิบายรวมทั้งแบบอันทริป และทริป ในหัวข้อ a)

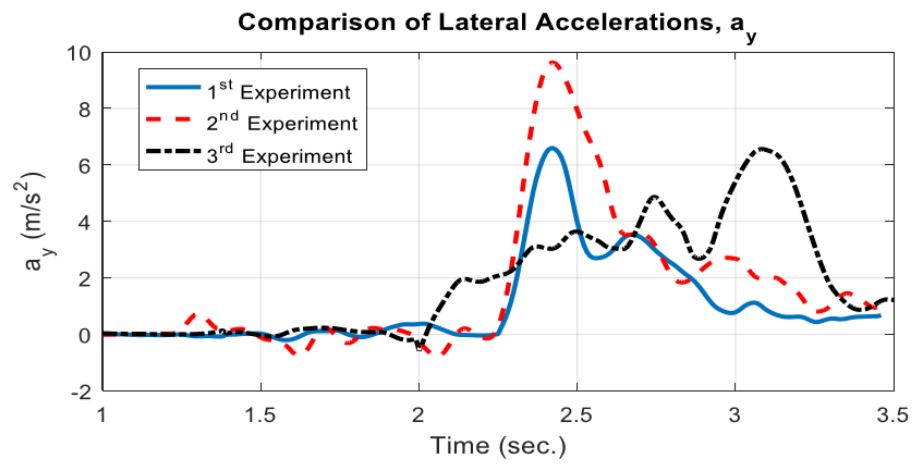
##### a) การพลิกคว่ำแบบอันทริป และทริป

ในการทดลองที่ 1 รถทดสอบมีความเร็วประมาณ 3.2 เมตรต่อวินาที ที่รัศมีโค้งประมาณ 3 เมตร รถทดสอบล้อยไม่ยกออกจากพื้น โดยตรวจสอบจากกล้องวิดีโอ ถือว่าไม่คว่ำเนื่องจากความเร่งทางข้างน้อย

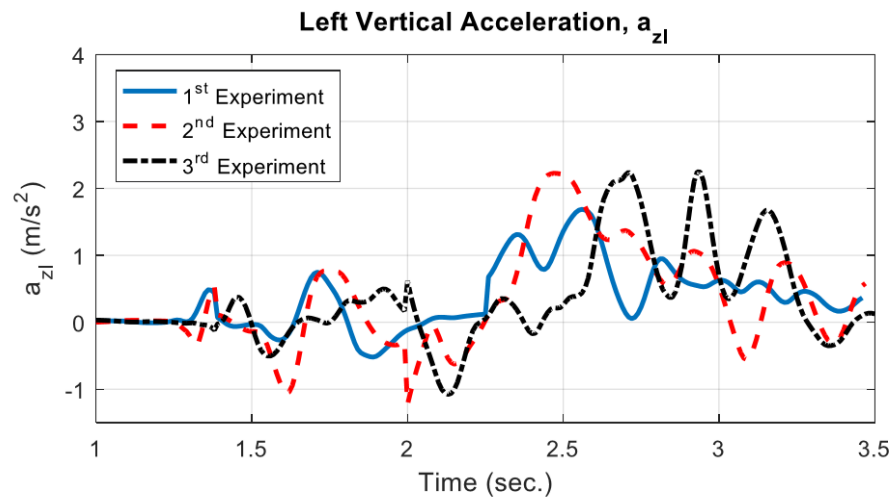
ในการทดลองที่ 2 รถทดสอบมีความเร็วประมาณ 4.2 เมตรต่อวินาที ที่รัศมีโค้งประมาณ 3 เมตร รถทดสอบล้อยยกออกจากพื้น โดยตรวจสอบจากกล้องวิดีโอ ถือว่าคว่ำเนื่องจากมีความเร่งทางข้างสูง

ในการทดลองที่ 3 รถทดสอบมีความเร็วประมาณ 3.2 เมตรต่อวินาที ที่รัศมีโค้งประมาณ 3 เมตร โดยเมื่อรถชนสิ่งกีดขวางพบว่ารถทดสอบล้อยยกออกจากพื้น โดยตรวจสอบจากกล้องวิดีโอ ถือว่ารถทดสอบคว่ำเนื่องจากชนสิ่งกีดขวาง

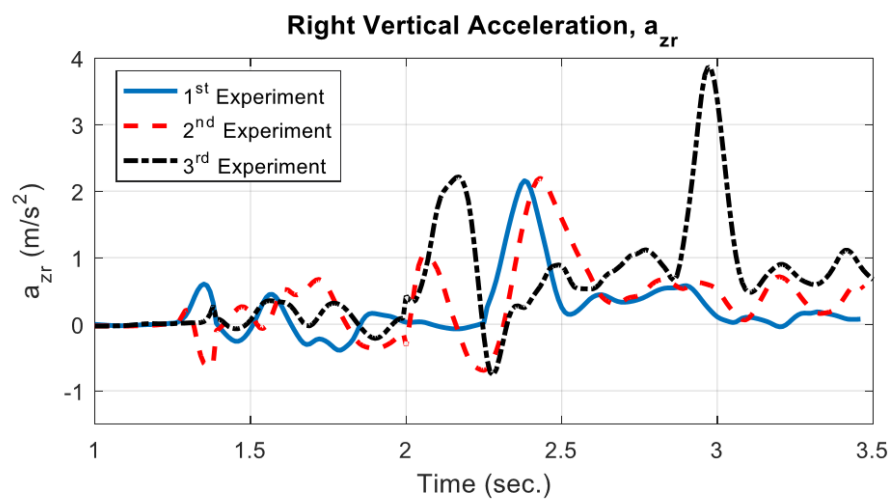
ผลจากการทดลอง แสดงดังรูปที่ 31-33 สำหรับการทดลองที่ 1 และ 3 จุดสูงสุดของความเร่งแนวข้าง และความเร็วของรถทดสอบเท่ากัน และในการทดลองที่ 2 จุดสูงสุดของความเร่งแนวข้าง และความเร็วของรถทดสอบมีค่าสูงกว่า การทดลองที่ 1 และ 3 ตัวอย่างความเร่งในแต่ละการทดลอง แสดงดังรูปที่ 31



รูปที่ 31 เปรียบเทียบความเร่งแนวข้าง



รูปที่ 32 ความเร่งทางซ้าย



รูปที่ 33 ความเร่งทางขวา

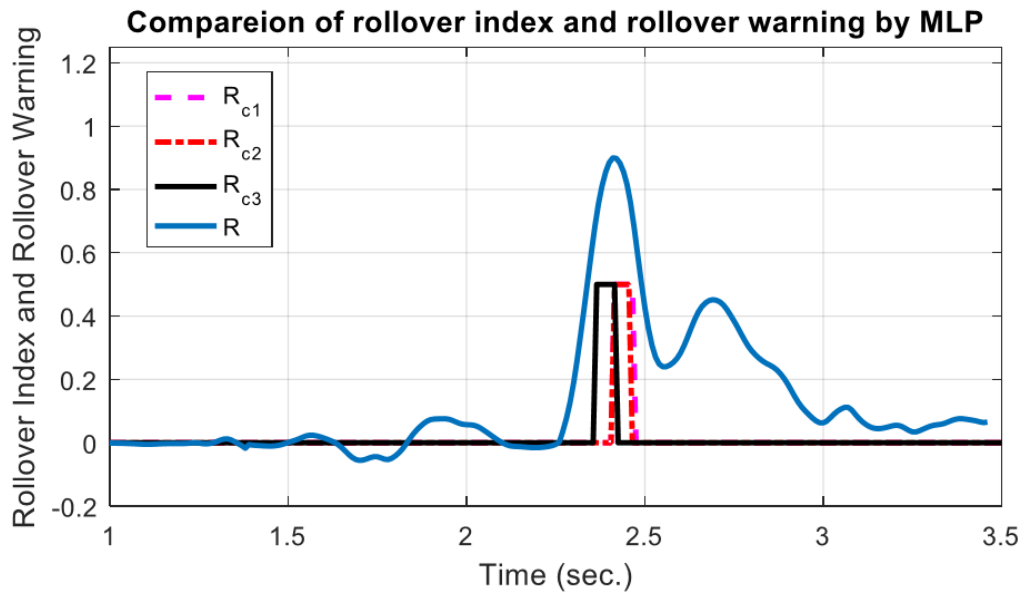
สำหรับการทดลอง 1 และ 2 ความเร่งในแนวตั้งด้านซ้าย และขวามีความคล้ายคลึงกัน คือมีความเร่งอยู่ในช่วง  $-1$  ถึง  $2$  เมตรต่อวินาทีกำลังสอง ขณะที่การทดลองที่ 3 มีช่วงความเร่งแนวตั้งด้านซ้ายและขวาไม่คล้ายคลึงกัน โดยที่ทางด้านซ้ายจะอยู่ที่  $-1$  ถึง  $2$  เมตรต่อวินาทีกำลังสอง และด้านขวาจะอยู่ที่  $-1$  ถึง  $4$  เมตรต่อวินาทีกำลังสองเนื่องจากรถทดสอบชนสิ่งกีดขวางทางด้านขวา ตัวอย่างความเร่งแนวตั้งของบางการทดลองแสดง ดังรูปที่ 32-33

การแบ่งกลุ่มการเตือนการพลิกคว่ำควรแบ่งออกเป็น 3 ประเภท คือ ปลอดภัย มีความเสี่ยง และมีความเสี่ยงสูง เนื่องจากประเภทมีความเสี่ยงสามารถเตือนให้ผู้ใช้รับทราบถึงความเสี่ยงในการพลิกคว่ำ และมีความเสี่ยงสูงเพื่อให้ผู้ใช้กระทำการบางอย่างเพื่อลดความเสี่ยงจากการพลิกคว่ำ และการแบ่งประเภทการพลิกคว่ำเมื่อเทียบกับกราฟคือ ปลอดภัย = 0, มีความเสี่ยง = 0.5, มีความเสี่ยงสูง = 1 และจากการสังเกตข้อมูลพบว่าประเภทปลอดภัยควรมีค่าการพลิกคว่ำอยู่ที่น้อยกว่า 0.45, มีความเสี่ยงค่าการพลิกคว่ำอยู่ที่มากกว่า หรือเท่ากับ 0.45 ถึงน้อยกว่า 0.9 และมีความเสี่ยงสูงมีค่าการพลิกคว่ำอยู่ที่มากกว่า 0.9

ค่าดัชนีการพลิกคว่ำตามสมการ (7) ใช้ในการคำนวณและเปรียบเทียบค่าดัชนีการพลิกคว่ำ เนื่องจากรถทดสอบมีขนาดเล็ก ความเร่งแนวตั้งด้านซ้าย และขวาของมวลนอกสปริงสามารถละเว้นได้ ดังนั้นสิ่งกีดขวาง และองศาการพลิกคว่ำเล็กน้อย ๆ สำหรับรถทดสอบ

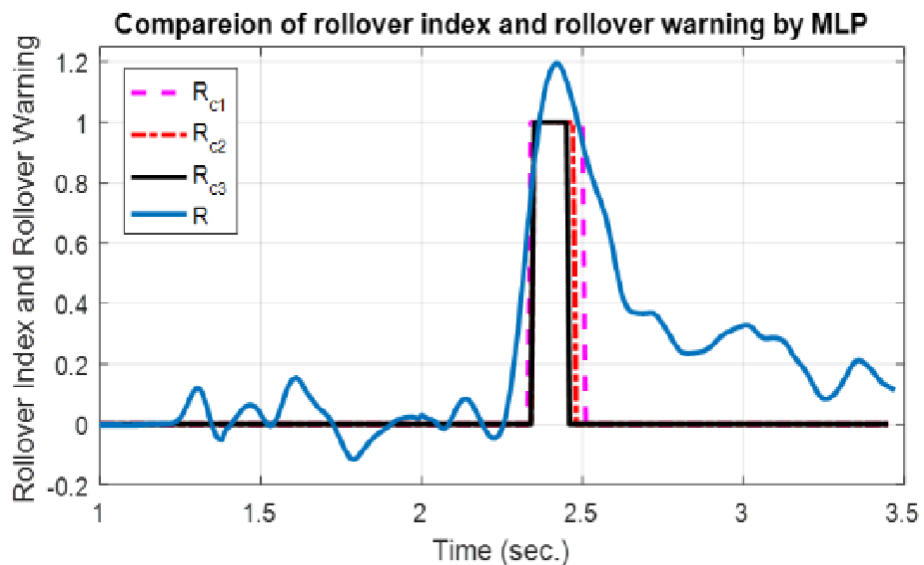
$$R = \frac{-\frac{2}{I_s^2}(I_{xx} + m_s h_R^2)(a_{zl} - a_{zr}) + \frac{2}{I_s} m_s g h_R \sin\phi}{mg} \quad (23)$$

สมการที่ (23) และสมการที่ (7) เป็นสมการเดียวกันแต่มีการเขียนสูตรที่ต่างกัน ดัชนีการพลิกคว่ำ จากสมการ (23) ได้ตรวจสอบผ่านกล้องวิดีโอ ซึ่งสามารถบอกถึงล้อรถทดสอบยกออกจากพื้น ในการทดลองที่ 1 ล้อของรถทดสอบไม่ยก ดังรูปเปรียบเทียบที่ 33 ดัชนีการพลิกคว่ำ และการเตือนการพลิกคว่ำจากโครงข่ายประสาท เส้นสีน้ำเงินบอกถึงดัชนีการพลิกคว่ำจากสมการ (23) เส้นประสีชมพูบอกถึงการเตือนการพลิกคว่ำของโครงข่ายประสาทในกรณีที่ 1 เส้นปะสีแดงบอกถึงการเตือนการพลิกคว่ำของโครงข่ายประสาทกรณีที่ 2 เส้นทึบสีดำบอกถึงการเตือนการพลิกคว่ำของโครงข่ายประสาทจากกรณีที่ 3 เนื่องจากล้อไม่ยกค่าดัชนีการพลิกคว่ำ จึงน้อยกว่า 1 ซึ่งถูกต้อง และการเตือนการพลิกคว่ำจากโครงข่ายประสาทสามารถแยกกรณี ปลอดภัย ขณะที่ค่าดัชนีการพลิกคว่ำมีค่าน้อย และมีความเสี่ยงขณะที่ดัชนีการพลิกคว่ำมีค่ากลาง ๆ ซึ่งสมเหตุสมผลกับสถานการณ์ ดังรูปที่



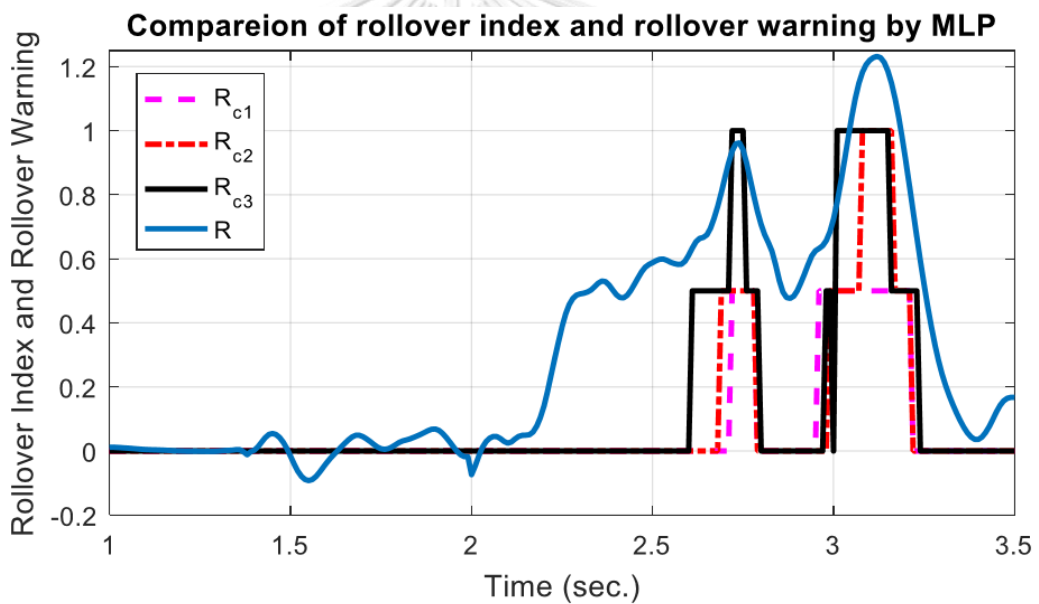
รูปที่ 34 ดัชนีการพลิกคว่ำ และการเตือนการพลิกคว่ำในการทดลองที่ 1

จากรูปที่ 35 แสดงกราฟเปรียบเทียบระหว่างดัชนีการพลิกคว่ำ และการเตือนการพลิกคว่ำ ด้วยโครงข่ายประสาท ในการทดลองที่ 2 ในการทดลองนี้รถทดสอบล้อยกขึ้นจากพื้นเนื่องจากมีความเร่งทางแนวข้างสูง ดังนั้นค่าดัชนีการพลิกคว่ำแสดงมากกว่า 1 จึงถูกต้อง การเตือนการพลิกคว่ำ ด้วยโครงข่ายประสาทแสดง มีความเสี่ยงสูงเมื่อค่าดัชนีการพลิกคว่ำมากกว่าหรือเท่ากับ 0.9 ที่ค่านี้ระบบป้องกันการพลิกคว่ำควรจะมีการกระทำบางอย่างเพื่อป้องกันการคว่ำ



รูปที่ 35 ดัชนีการพลิกคว่ำ และการเตือนการพลิกคว่ำในการทดลองที่ 2

จากรูปที่ 36 แสดงกราฟเปรียบเทียบระหว่างดัชนีการพลิกคว่ำ และการเตือนการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาท ในการทดลองที่ 3 การทดลองนี้รถทดสอบล้อยกขึ้นจากพื้น เนื่องจากมีแรงภายนอกจากถนนกระทำกับรถทดสอบค่าดัชนีการพลิกคว่ำสามารถตรวจจับได้ถึงล้อยก สำหรับกรณีนี้ ค่าดัชนีการพลิกคว่ำมากกว่า 1 และการเตือนการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาทจาก กรณีที่ 1 การเตือนการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาทแสดง ปลอดภัย หรือมีความเสี่ยงแต่ไม่สามารถตรวจจับ มีความเสี่ยงสูงได้ขณะล้อยก ดังนั้นโครงข่ายประสาทนี้ไม่สามารถตรวจจับการคว่ำแบบทวีปได้ การเตือนการพลิกคว่ำกรณีที่ 2 และ 3 แสดง มีความเสี่ยงสูงขณะล้อยกออกจากพื้น ซึ่งถูกต้อง และในกรณีที่ 3 โครงข่ายประสาทยังตรวจจับ มีความเสี่ยงขณะค่าดัชนีการพลิกคว่ำมีค่ามากกว่า 0.45 แต่ไม่เกิน 0.9 ก่อนที่จะตรวจจับ มีความเสี่ยงสูง ดังนั้นการเตือนการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาทนี้มีประโยชน์มากกับการออกแบบระบบป้องกันการพลิกคว่ำ



รูปที่ 36 ดัชนีการพลิกคว่ำ และการเตือนการพลิกคว่ำในการทดลองที่ 3

ตารางที่ 10 ผลสรุปประสิทธิภาพของการเตือนการพลิกคว่ำ

การทดลอง	โครงข่ายประสาท		
	กรณีที่ 1	กรณีที่ 2	กรณีที่ 3
1	ตรวจจับได้	ตรวจจับได้	ตรวจจับได้
2	ตรวจจับได้	ตรวจจับได้	ตรวจจับได้
3	ตรวจจับไม่ได้	ตรวจจับได้	ตรวจจับได้

ประสิทธิภาพของการเตือนการพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาทในแต่ละการทดลอง สรุปได้ดังตารางที่ 10 ซึ่งแสดงว่า กรณีที่ 1 ซึ่งใช้แค่ความเร่งในแนวข้างเป็นข้อมูลนำเข้า นั้นเพียงพอต่อการตรวจจับการพลิกคว่ำแบบอันทริปได้ แต่ในการทดลองที่ 3 ไม่สามารถตรวจจับได้ การใช้ข้อมูลความเร่งทางข้างอย่างเดียวไม่เพียงพอต่อการตรวจจับการพลิกคว่ำแบบทริปได้

กรณีที่ 2 และ 3 สามารถตรวจจับได้ในทุกการทดลอง โดยใช้ข้อมูลนำเข้า คือ ความเร่งทางข้าง, ความเร่งแนวตั้งบนสปริง และความเร่งแนวตั้งนอกสปริง ของทั้งด้านซ้าย และด้านขวาของรถทดสอบ เพียงพอต่อการคาดเดาการพลิกคว่ำ แต่ถ้าเพิ่มอัตราการหมุน จะมีประสิทธิภาพที่ดีมากขึ้น สำหรับการตรวจจับการพลิกคว่ำแบบทริปด้วยโครงข่ายประสาท

#### 4.2. การทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง

ผลการทดลองด้วยโปรแกรมจำลองถูกอธิบายในหัวข้อนี้ โดยแบ่งเป็น a) อธิบายถึงผลลัพธ์การพลิกคว่ำแบบอันทริป และ b) อธิบายถึงผลลัพธ์ของการพลิกคว่ำแบบทริป

##### a) การพลิกคว่ำแบบอันทริป

จากที่ได้กล่าวไปก่อนหน้านี้ ผู้วิจัยเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทที่เล็กกว่าโดยมีพารามิเตอร์ประมาณ 365 พารามิเตอร์ และโครงข่ายประสาทใหญ่ด้วยพารามิเตอร์ประมาณ 1,200 พารามิเตอร์ หลังจากเทรน 3,000 รอบของการคำนวณ ค่าความสูญเสียสุดท้ายของการฝึกสอน, ทดสอบ และตรวจสอบแสดงดังตารางที่ 11 การเพิ่มจำนวนของพารามิเตอร์จนถึง 1,200 ไม่ได้ทำให้ค่าความสูญเสียของชุดทดสอบลดลงเยอะ ผู้วิจัยพบโมเดลที่มีจำนวนพารามิเตอร์น้อยกว่า และให้คำตอบที่มีค่าความผิดพลาดใกล้เคียงกัน โดยผู้วิจัยแสดงรูปภาพ และผลลัพธ์เฉพาะโครงข่ายประสาทขนาดใหญ่สำหรับรูปโครงข่ายประสาทขนาดเล็กได้ละเว้นไว้เนื่องจากมีความคล้ายกันมาก

ค่าความสูญเสียบนข้อมูลฝึกสอน และข้อมูลทดสอบ กับจำนวนรอบของการคำนวณของโครงข่ายประสาทขนาดใหญ่ดังรูปที่ 37-38 ตามลำดับ ค่าความสูญเสียบนชุดข้อมูลทดสอบ จะเห็นว่ากราฟมีความชันน้อยลง แสดงว่าโมเดลไม่เหมาะสมเกินไป โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้ามีความผิดพลาดเยอะที่สุดเมื่อเทียบกับข้อมูลนำเข้าเดียวกัน  $x_t$  โครงข่ายประสาทแบบวนกลับแสดงความสามารถของข้อมูลในอดีต แสดงให้เห็นถึงการค่าความสูญเสียที่ลดลง หน่วยความจำประตูปแบบวนกลับมีค่าความสูญเสียสุดท้ายที่ต่ำที่สุดของทั้งข้อมูลฝึกสอน และทดสอบ ขณะที่ความจำระยะสั้น และ แทนเจนต์ มีความใกล้เคียงกัน ค่าความสูญเสียประเมินบนการวิ่ง 20 ชุดข้อมูลตรวจสอบ แสดงดังตารางที่ 11 ซึ่งบอกถึงประสิทธิภาพของแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ

สำหรับการเปรียบเทียบของดัชนีการพลิกคว่ำ อ้างอิงจากสมการที่ (3) การประมาณโดยโครงข่ายประสาท แสดงดังรูปที่ 39 และ 41 โดยเลือกมา 2 การข้อมูลจากชุดข้อมูลตรวจสอบ รอย

แตก (The split) ในรูปที่ 40 ประมาณวินาทีที่ 3.5 เกิดขึ้นเพราะว่าล้อหลังลอยขึ้นจากพื้น แต่ล้อหน้าไม่ลอยจากพื้น การประมาณค่าดัชนีการพลิกคว่ำสำหรับโครงข่ายประสาทแบบวนกลับทั้ง 3 แทบจะไม่แตกต่างกัน แต่ว่าการประมาณการพลิกคว่ำของโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า เห็นได้ชัดว่าค่าสมบูรณ์ของการประมาณค่าความผิดพลาดมีค่าเยอะ ดังรูปที่ 40 และ 42 สำหรับการวิ่งในรูปที่ 39 และ 41 ตามลำดับ ในรูปที่ 40 จุดสูงสุดในการประมาณค่าความผิดพลาด จากการพลิกคว่ำสามารถสังเกตได้หลังจากรถกลับจากสถานะพลิกคว่ำคือ ทั้ง 4 ล้ออยู่บนพื้นที่ประมาณวินาทีที่ 3.5 ในการวิ่งนี้ การประมาณค่าความผิดพลาดของการวิ่งนี้อยู่บนจุดสูงสุดที่ใหญ่กว่า ของโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า ในรูปที่ 42 การประมาณค่าของความผิดพลาดมีความใกล้เคียงกับไบแอส ด้วยไบแอสที่ใหญ่กว่าของโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าประเมินความเสี่ยงต่ำไป ซึ่งเป็นปัญหาเมื่อใช้ร่วมกับระบบการเตือนการพลิกคว่ำ

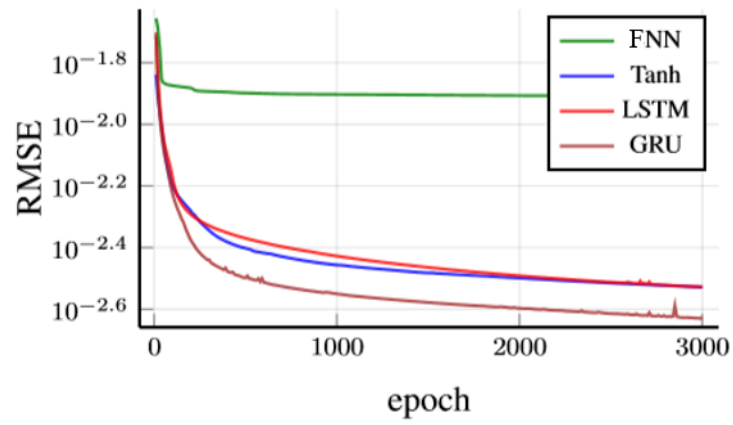
ผลลัพธ์แสดงว่าโครงข่ายประสาทแบบวนกลับสามารถประมาณค่าดัชนีการพลิกคว่ำได้ ดีกว่าโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้าในกรณีที่ไม่รู้ พารามิเตอร์หลาย ๆ ตัว อย่างเช่น ความสูงของจุดศูนย์ถ่วงรถ เมื่อสร้างข้อมูลมาฝึกสอน จากการตรวจสอบจะเห็นว่าโครงข่ายประสาทแบบวนกลับจะเหมาะสำหรับการใช้ในระบบป้องกันการพลิกคว่ำ

อย่างไรก็ดีผลลัพธ์จากการคาดการณ์การพลิกคว่ำมีความแม่นยำมากแต่ในการใช้งานรถขนาดจริงนั้นต้องเพื่อปัจจัยความปลอดภัย เนื่องจากระบบมีเวลาในการคำนวณรวมถึงความเร็วในการตอบสนองของอุปกรณ์จึงจำเป็นต้องเพื่อปัจจัยความปลอดภัยไว้ และเนื่องจากผู้วิจัยฝึกสอนข้อมูลในหลาย ๆ ช่วงของความสูงจุดศูนย์ถ่วง ความเร็วรถ รัศมีความโค้ง ทำให้โครงข่ายประสาทสามารถใช้งานได้จริงในรถยนต์ขนาดจริง

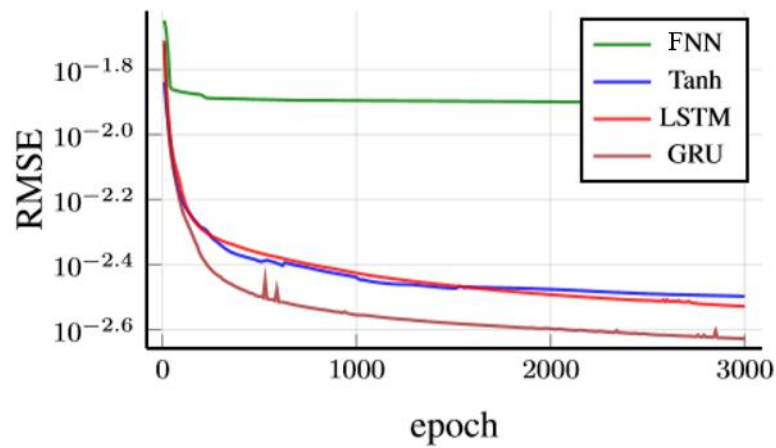
ตารางที่ 11 แสดงค่าความสูญเสียของแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายประสาท โดยสเกล  $\times 100$

ชนิดโครงข่ายประสาท	ค่าความสูญเสียชุดข้อมูลฝึกสอน	ค่าความสูญเสียชุดข้อมูลทดสอบ	ค่าความสูญเสียชุดข้อมูลตรวจสอบ
FNN (เล็ก)	1.24	1.27	0.717
Tanh (เล็ก)	0.407	0.403	0.136
LSTM (เล็ก)	0.413	0.429	0.176
GRU (เล็ก)	0.344	0.356	0.131
FNN (ใหญ่)	1.23	1.26	0.711
Tanh (ใหญ่)	0.296	0.318	0.0909
LSTM (ใหญ่)	0.296	0.296	0.0873
GRU (ใหญ่)	0.235	0.235	0.0748

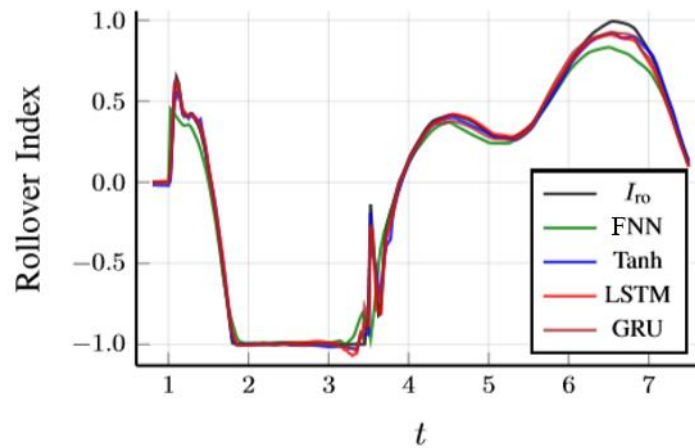




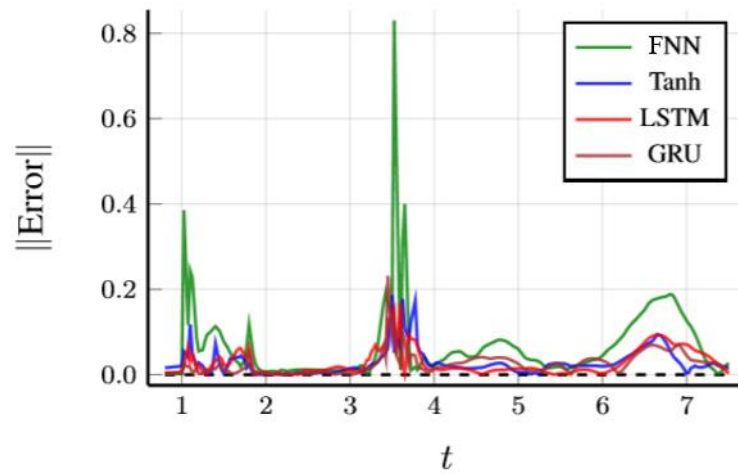
รูปที่ 37 ค่าความสูญเสียชุดข้อมูลฝึกสอน ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองเทียบกับรอบของการ



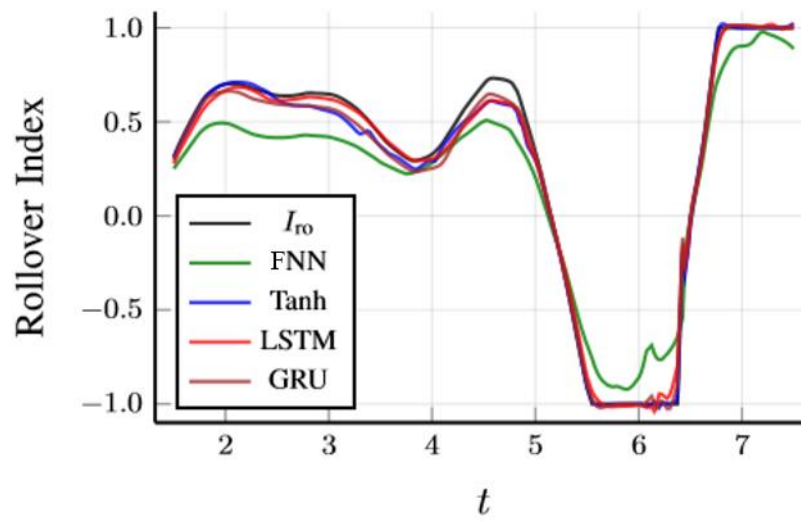
รูปที่ 38 ค่าความสูญเสียชุดข้อมูลทดสอบ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองเทียบกับรอบของการ



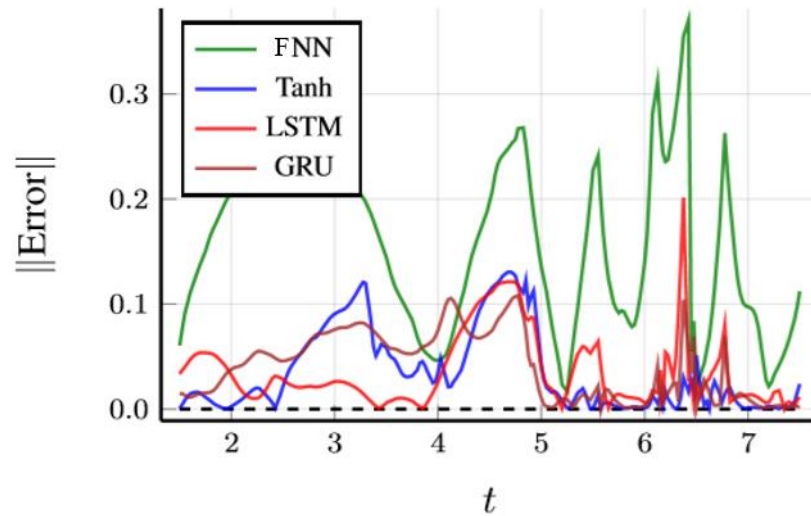
รูปที่ 39 ค่าดัชนีการคว่ำของโครงข่ายประสาท ตัวอย่างจากชุดข้อมูลตรวจสอบ



รูปที่ 40 ค่าสัมบูรณ์ของความผิดพลาดในรูปที่ 39



รูปที่ 41 ค่าดัชนีการคว่ำของโครงข่ายประสาท ตัวอย่างจากชุดข้อมูลตรวจสอบ



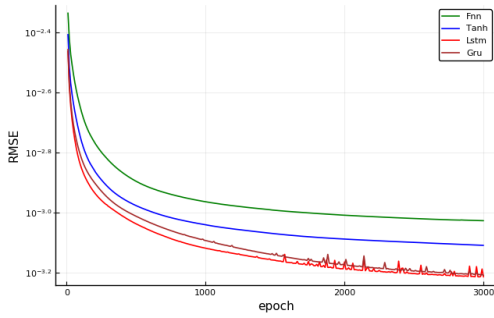
รูปที่ 42 ค่าสัมบูรณ์ของความผิดพลาดในรูปที่ 41

### b) การพลิกคว่ำแบบทริป

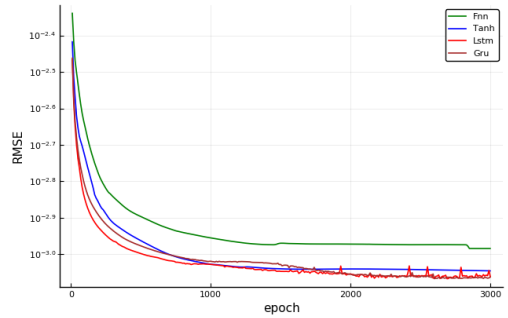
ค่าความสูญเสียของการตรวจสอบในแต่ละโครงข่ายประสาทโดยมีข้อมูลนำเข้าที่แตกต่างกัน แสดงดังตารางที่ 12 ดังนั้น ตัวอย่างของค่าความสูญเสียบนข้อมูลฝึกสอน, ข้อมูลทดสอบ เทียบกับ รอบของการคำนวณ ดังรูปที่ 43 ตามลำดับ จากรูปที่ 43 ผู้วิจัยเลือกข้อมูลนำเข้าชุดที่ 6 และ 7 จาก ตารางที่ 12 เนื่องจากมีค่าความสูญเสียน้อยที่สุด 2 อันดับแรก ค่าความสูญเสียบนชุดข้อมูลฝึกสอน และชุดข้อมูลทดสอบดังรูปที่ 43 จะเห็นได้ว่ากราฟพุ่งลงอย่างต่อเนื่องแสดงให้เห็นว่า โมเดลไม่เหมาะสมเกินไป

ตารางที่ 12 แสดงค่าความสูญเสียของแต่ละโครงข่ายประสาท

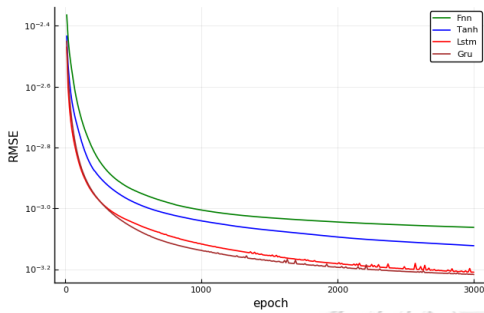
ข้อมูลชุดที่	ข้อมูลนำเข้า	จำนวนข้อมูลนำเข้า	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองของชุดข้อมูลตรวจสอบ โดยสเกล $\times 10^4$			
			FNN	Tanh	LSTM	GRU
1	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}]$	8	15.9	10.5	11.3	27.2
2	$[v_{zwc}; A_{zsm}; AA_x]$	6	228	33.3	96.3	156
3	$[v_{zwc}; A_{zsm}; AV_{xyz}]$	8	17.7	13.2	14.4	28.9
4	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}; AA_x]$	9	12.5	10.3	11.1	17.4
5	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}; AV_{xyz}]$	11	9.82	7.91	9.98	22.8
6	$[v_{zwc}; A_{zsm}; AA_x; AV_{xyz}]$	9	17.1	22.7	13.3	43.0
7	$[v_{zwc}; A_{zsm}; A_{xyz}; AV_{xyz}; AA_x]$	12	9.09	7.54	9.47	21.5



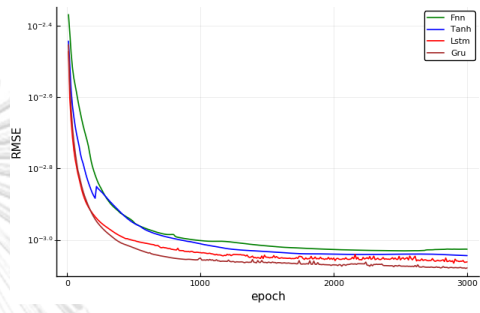
ค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลฝึกสอนของข้อมูล ชุดที่ 6 ตารางที่ 12



ค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลฝึกทดสอบของ ข้อมูลชุดที่ 6 ตารางที่ 12

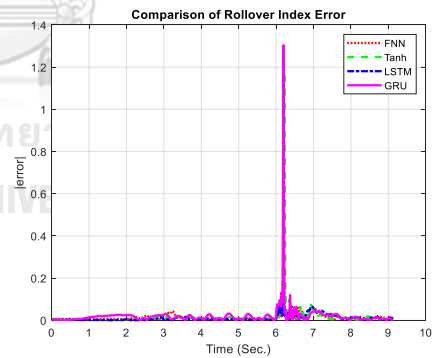
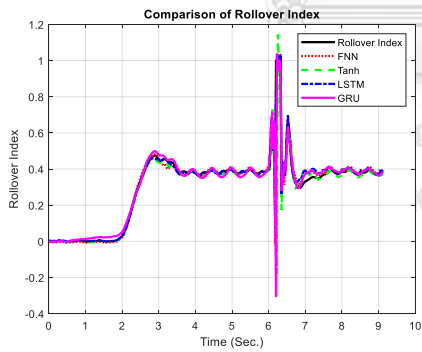


ค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลฝึกสอนของข้อมูล ชุดที่ 7 ตารางที่ 12

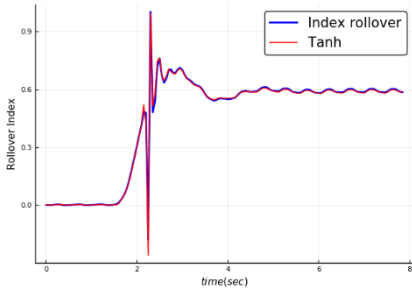


ค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลฝึกทดสอบของ ข้อมูลชุดที่ 7 ตารางที่ 12

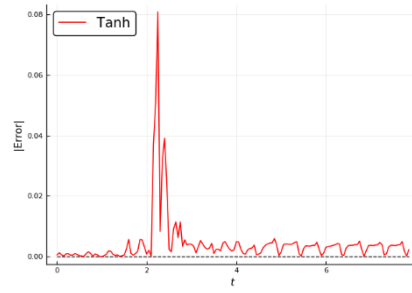
รูปที่ 43 ตัวอย่างค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลฝึกสอน และชุดข้อมูลทดสอบ



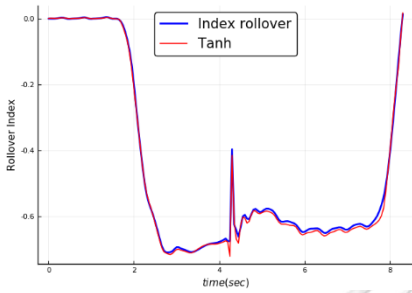
รูปที่ 44 ตัวอย่าง ดัชนีการพลิกคว่ำมวลบนสปริง 2,722 กิโลกรัม ความสูงจุดศูนย์กลาง 0.847 เมตร และเป้าหมายความเร็ว 82 กิโลเมตรต่อชั่วโมง



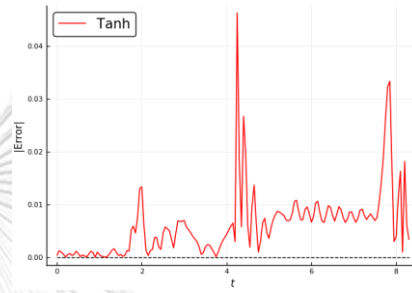
เปรียบเทียบดัชนีการพลิกคว่ำกรณีชนสิ่งกีดขวาง



ค่าความผิดพลาดของดัชนีการพลิกคว่ำกรณีชน  
สิ่งกีดขวาง



เปรียบเทียบดัชนีการพลิกคว่ำกรณีชนหลุม



ค่าความผิดพลาดของดัชนีการพลิกคว่ำกรณีชน  
หลุม

รูปที่ 45 ตัวอย่างดัชนีการพลิกคว่ำกรณีชนหลุม และสิ่งกีดขวาง

โดยการเปรียบเทียบ 4 ชนิดของโครงข่ายประสาท ดังตารางที่ 12 จะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทหน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ และโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า มีค่าความสูญเสียของการตรวจสอบที่มากสำหรับทุกข้อมูลนำเข้าที่แตกต่างกัน เนื่องจากการพลิกคว่ำแบบทริป เกิดขึ้นในช่วงเวลาอันสั้นมาก ๆ ดังนั้น ทำให้หน่วยความจำประตูปแบบวนกลับที่มีความจำนานเกินไป จึงเรียนรู้ได้ไม่ดีสำหรับโมเดลนี้ ในขณะที่เดียวกันโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้ามีความผิดพลาดมาก เพราะหาคาดเดาข้อมูลจากข้อมูลนำเข้าปัจจุบันเท่านั้น  $x_t$

โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ มีค่าความสูญเสียที่ต่ำที่สุด บนชุดข้อมูลตรวจสอบ ยกเว้น ชุดข้อมูลที่ 6 ของตารางที่ 12 ด้วยข้อมูลนำเข้า ความเร็วแนวตั้งของแต่ละล้อ, ความเร่งทางแนวตั้งของมวลบนสปริง, ความเร่งการคว่ำของมวลบนสปริง, อัตราการเอียง, อัตราการคว่ำ และอัตราการหมุน เพราะว่ามีหน่วยความจำไม่นานเกินไป ขณะที่ค่าความสูญเสียของการตรวจสอบจากโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ ความจำระยะสั้น มีค่าความสูญเสียมากกว่าโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ ยกเว้น ชุดข้อมูลที่ 6 ตารางที่ 12

ดัชนีการพลิกคว่ำอ้างอิงตามสมการที่ (3) และการประมาณค่าแสดงดังรูปที่ 44(a) โดยเลือกจากชุดข้อมูลตรวจสอบ โดยที่รถยนต์เริ่มเข้าโค้งที่ประมาณวินาทีที่ 2 และขณะที่เข้าโค้งได้โดนสิ่งกีด

ขวางที่วินาทีที่ 6 ซึ่งทำให้ล้อหลังยกออกจากพื้น แต่ล้อหน้าไม่ยก การประมาณดัชนีการพลิกคว่ำของ ความจำระยะสั้น, แทนเจนต์ และโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้ามีความใกล้เคียงกัน และแทบจะ ไม่ต่างกัน แต่ว่าการประมาณค่าของหน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ เห็นได้ชัดเจนว่าแตกต่าง ค่า สมบูรณ์ของความผิดพลาดแสดงดัง รูปที่ 44(b) ในรูปจุดสูงสุดในกราฟความผิดพลาดสำหรับดัชนีการ พลิกคว่ำสามารถสังเกตหลังจากรถ เปลี่ยนกลับมา สถานะที่ทั้ง 4 ล้ออยู่บนพื้น ประมาณ วินาทีที่ 6.1 ของวิดีโอวินาที การประมาณค่าความผิดพลาดบนวิดีโอวินาทีนี้ ดูที่ค่าสูงสุดซึ่งสูงมากสำหรับหน่วยความจำ ประตูปแบบวนกลับ

สรุปชนิดของโครงข่ายประสาทที่เหมาะสมกับการพลิกคว่ำแบบทริป คือโครงข่ายประสาทแบบ วนกลับ แทนเจนต์ เนื่องจากมีความสามารถที่จะนำข้อมูลในขั้นตอนเวลาที่ผ่านมามาคำนวณได้ ดังนั้นค่าความสูญเสียของการตรวจสอบที่น้อยที่สุด คือ โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ ด้วยข้อมูลชุดที่ 7 ตารางที่ 12 ด้วยข้อมูลนำเข้าความเร็วทางแนวตั้งของแต่ละล้อ, ความเร่งทาง แนวตั้งของมวลบนสปริง, ความเร่งการคว่ำของมวลบนสปริง, อัตราการเอียง, อัตราการคว่ำ, อัตรา การหมุน, ความเร่งทางแนวตรง, ความเร่งทางข้าง, ความเร่งทางแนวตั้ง ตัวอย่างการคาดเดาการพลิก คว่ำด้วยโครงข่ายประสาท แทนเจนต์ กรณีชนสิ่งกีดขวาง และกรณีชนหลุม ดังรูปที่ 45

การพัฒนาความผิดพลาดของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ ระยะอัดของช่วงล่าง ในแต่ละล้อ, ความเร็วของรถ และมุมมองศัพทมาลัย ได้ถูกนำเข้ามาประเมินค่าความสูญเสียของการ ตรวจสอบแสดงดังตารางที่ 13 ผลลัพธ์แสดงว่าระยะอัดช่วงล่างในแต่ละล้อ, ความเร็วรถ และมู มองศัพทมาลัย มีความสำคัญสำหรับโครงข่ายประสาท ผู้วิจัยสามารถลดค่าความสูญเสียของการ ตรวจสอบได้ถึง  $2.93 \times 10^{-4}$  (ผลต่างระหว่างข้อมูลชุดที่ 7 ตารางที่ 12 และข้อมูลชุดที่ 1 ตารางที่ 13) ดังนั้น ระยะอัดของช่วงล่างในแต่ละล้อ, ความเร็วของรถ และมุมมองศัพทมาลัย ได้รวมไปใน ข้อมูลนำเข้า ข้อมูลนำเข้า ความเร่งการคว่ำของมวลบนสปริงไม่มีผลกับค่าความสูญเสียของชุดข้อมูล ตรวจสอบสังเกตได้จากชุดข้อมูลที่ 1 และ 2 ดังตารางที่ 13 มีความต่างของค่าความผิดพลาดน้อย มาก

ในกรณีที่จำนวนของระยะอัดของช่วงล่างถูกลดเหลือแค่ล้อหน้า หรือล้อหลังค่าความสูญเสีย ของการตรวจสอบเพิ่มขึ้นดังชุดที่ 3 และชุดที่ 4 ดังตารางที่ 13 ค่าความสูญเสียของชุดข้อมูล ตรวจสอบ ตารางที่ 13 ชุดที่ 3 สูง เพราะค่าสูตรที่คำนวณ คำนวณแรงจากล้อหลัง ตัวอย่าง เปรียบเทียบการคาดเดาการพลิกคว่ำของข้อมูลนำเข้าในตารางที่ 13 ดังรูปที่ 46 จะเห็นว่าข้อมูลชุดที่ 3 (สีน้ำเงิน) และชุดที่ 4 (สีชมพู) มีจุดสูงสุดของค่าความผิดพลาดสูงกว่า ชุดที่ 1 และ 2

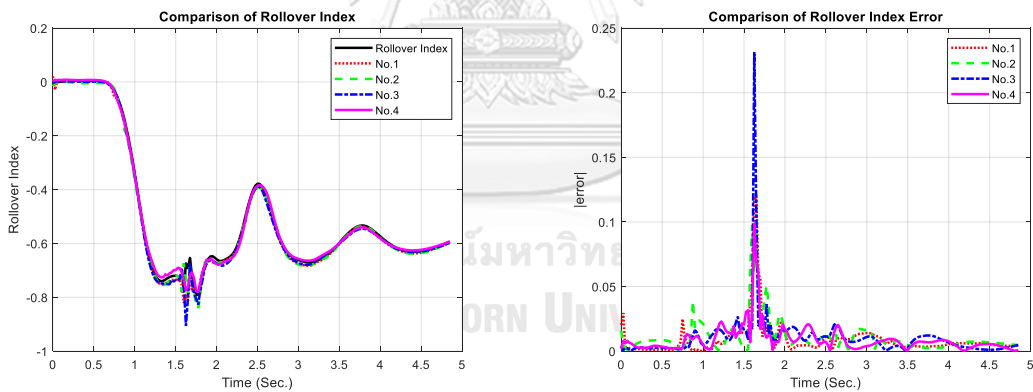
สรุปข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมกับการพลิกคว่ำแบบทริป สำหรับโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ คือ ความเร่งทางแนวตั้งของแต่ละล้อ, ความเร่งทางแนวตั้งของมวลบนสปริง, ความเร่งทาง

แนวตรง, ความเร่งทางข้าง, ความเร่งทางแนวดิ่ง, อัตราการคว่ำ, อัตราการเอียง, อัตราการหมุน, ความเร็วรถ, มุมองศาพวงมาลัยจากคนขับ และระยะอัดสปริงในแต่ละล้อซึ่งตรงกับ งานวิจัย [34]

ตารางที่ 13 ค่าความสูญเสียของโครงข่ายประสาท แทนเจนต์ ในแต่ละข้อมูลนำเข้า

ข้อมูลชุดที่	ข้อมูลนำเข้า	จำนวนข้อมูลนำเข้า	จำนวนพารามิเตอร์	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองของชุดข้อมูลตรวจสอบ โดยสเกล $\times 10^4$
1	$[v_{z_{wc}}; [A]; CmpS]$	17	5,199	4.61
2	$[v_{z_{wc}}; [A]; AA_x; CmpS]$	18	5,245	4.82
3	$[v_{z_{wcL1}}; v_{z_{wcR1}}; [A]; CmpS_{L1}; CmpS_{R1}]$	13	5,061	7.41
4	$[v_{z_{wcL2}}; v_{z_{wcR2}}; [A]; CmpS_{L2}; CmpS_{R2}]$	13	5,061	6.58

\*  $[A] = [A_{z_{sm}}; A_{xyz}; AV_{xyz}; v_x; steer_{DM}]$



รูปที่ 46 ตัวอย่างดัชนีการพลิกคว่ำจากชุดข้อมูลตรวจสอบ มวลบนสปริง 2,583 กิโลกรัม ความสูงจุดศูนย์กลางถ่วง 0.829 เมตร และเป้าหมายความเร็ว 101 กิโลเมตรต่อชั่วโมง

การพัฒนาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ ที่แตกต่างกันของโครงข่ายประสาท แสดงดังตารางที่ 14 ซึ่งถูกประเมินด้วย 3 กรณีของข้อมูลนำเข้า ชุดข้อมูลที่ 1, 3 และ 4 จากส่วนหัวข้อก่อนหน้า

ผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทในตารางที่ 14 ชุดข้อมูลที่ 7 ด้วยข้อมูลนำเข้า ชุดที่ 1 มีค่าความสูญเสียของการตรวจสอบน้อยที่สุดคือ  $3.66 \times 10^{-4}$  นอกจากนี้ โครงข่ายประสาทในตารางที่ 14 ชุดข้อมูลที่ 5 ด้วยข้อมูลนำเข้าชุดที่ 3 มีค่าความสูญเสียของการตรวจสอบเท่ากับ  $4.33 \times 10^{-4}$

และโครงข่ายประสาทในตารางที่ 14 ชุดข้อมูลที่ 8 ด้วยข้อมูลนำเข้าชุดที่ 2 มีค่าความสูญเสียของการตรวจสอบอยู่ที่  $7.30 \times 10^{-4}$

สรุปสำหรับค่าความสูญเสียของการตรวจสอบที่ต่ำที่สุดที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ คือชุดข้อมูลที่ 7 ตารางที่ 14 สำหรับค่าความสูญเสียของการตรวจสอบที่ต่ำที่สุด และจำนวนข้อมูลนำเข้าน้อย ในชุดข้อมูลที่ 5 ตารางที่ 14 ค่าความสูญเสียของการตรวจสอบในกรณีนี้ ต่างจากค่าความสูญเสียของการตรวจสอบจากอันที่ดีที่สุดเพียง  $0.67 \times 10^{-4}$  ตัวอย่างการคาดการณ์การพลิกคว่ำด้วยโครงข่ายประสาท ดังชุดข้อมูลที่ 7 ตารางที่ 14 ข้อมูลนำเข้า #1 ดังรูปที่ 47 ตารางที่ 14 ค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลตรวจสอบของโครงสร้างต่าง ๆ แทนเจนต์และข้อมูลนำเข้า

ต่าง ๆ

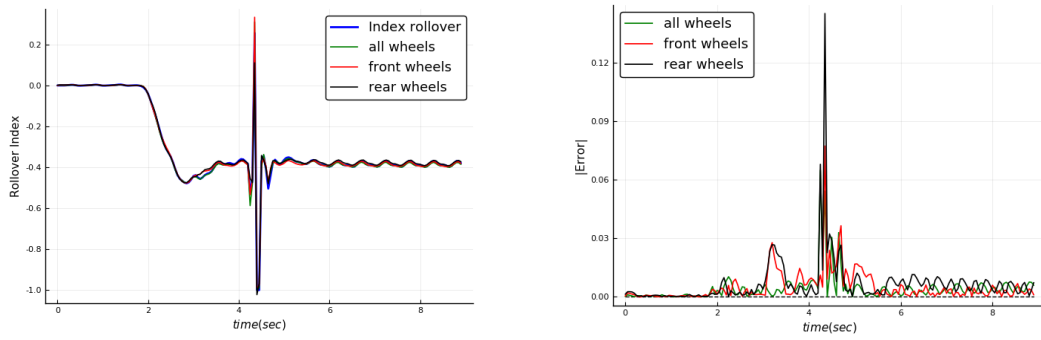
ชุด ข้อมูลที่	โครงสร้างโครงข่าย ประสาท	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองของชุดข้อมูลตรวจสอบ โดยสเกล $\times 10^4$			
		จำนวนพารามิเตอร์	ข้อมูล นำเข้า #1 N=17	ข้อมูล นำเข้า #2 N=13	ข้อมูล นำเข้า #3 N=13
1	N, 12, 12, 1	12N + 337	7.87	12.30	9.18
2	N, 24, 20, 1	24N + 1145	5.76	9.91	7.11
3	N, 46, 46, 1	46N + 4417	4.61	7.41	6.58
4	N, 46, 46, 30, 1	46N + 5811	5.54	7.90	7.35
5	N, 46, 46, 30, 30, 1	46N + 6741	4.34	10.30	4.33
6	N, 46, 46, 30, 50, 1	46N + 7381	4.43	7.32	6.14
7	N, 46, 46, 50, 30, 1	46N + 8281	3.66	7.83	5.71
8	N, 46, 46, 50, 50, 1	46N + 9321	4.14	7.30	5.43

\* ข้อมูลนำเข้า #1:  $[v_{z_{wc}}; [A]; CmpS]$

\* ข้อมูลนำเข้า #2:  $[v_{z_{wcL1}}; v_{z_{wcR1}}; [A]; CmpS_{L1}; CmpS_{R1}]$

\* ข้อมูลนำเข้า #3:  $[v_{z_{wcL2}}; v_{z_{wcR2}}; [A]; CmpS_{L2}; CmpS_{R2}]$





รูปที่ 47 ตัวอย่างดัชนีการพลิกคว่ำจากชุดข้อมูลตรวจสอบ



## 5. ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

สำหรับการทดลองด้วยรถทดสอบ งานวิจัยนี้การเตือนการพลิกคว่ำสามารถตรวจจับได้ทั้งการพลิกคว่ำแบบทริป และอันทริป ความแม่นยำของการเตือนการพลิกคว่ำสามารถคำนวณ จากการเพิ่มของข้อมูลนำเข้า ความเร่งทางข้าง ความเร่งทางตั้ง และอัตราการหมุนของรถ ของโครงข่ายประสาท การเตือนการพลิกคว่ำสามารถตรวจจับ และแยกออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ ปลอดภัย, มีความเสี่ยง และมีความเสี่ยงสูง ความแม่นยำของการเตือนการพลิกคว่ำประเมินบนรถทดสอบขนาด 1:5 เพื่อที่จะแสดงความเหมือนกันทางพลวัตระหว่างรถขนาดจริง และรถทดสอบด้วยทฤษฎีบั๊กกิงแฮม พาย ผลการทดสอบแสดงว่าการเตือนการพลิกคว่ำสามารถเชื่อถือได้ เนื่องจากรูปที่ 36 จะสังเกตได้จากการเตือนการพลิกคว่ำใกล้เคียงกับค่าดัชนีการพลิกคว่ำที่วัดได้จริง สำหรับการตรวจจับการพลิกคว่ำแบบอันทริป ข้อมูลนำเข้าที่สำคัญคือความเร่งในแนวข้าง สำหรับการตรวจจับแบบทริป ข้อมูลนำเข้าที่ต้องเพิ่มคือ ความเร่งแนวตั้งบนสปริง และความเร่งแนวตั้งนอกสปริง ของทั้งด้านซ้าย และด้านขวาของรถทดสอบ เพียงพอต่อการคาดเดาการพลิกคว่ำ แต่ถ้าเพิ่มอัตราการหมุน และเพื่อประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้น ข้อมูลที่เพิ่มเข้ามาคือ อัตราการหมุน

การเตือนการพลิกคว่ำสามารถปรับใช้กับระยะเวลาก่อนการพลิกคว่ำ เพื่อเพิ่มเวลาการเตือนการพลิกคว่ำ และป้องกันการพลิกคว่ำด้วยวิธี เบรกอิสระ, ระบบบังคับเลี้ยวแบบแอคทีฟ, ระบบรองรับแบบแอคทีฟ เพื่อป้องกันการพลิกคว่ำทั้งทริป และอันทริป

สำหรับการทดลองด้วยโปรแกรมจำลอง ในการพัฒนาระบบการเตือนการพลิกคว่ำ ส่วนที่สำคัญของการประมาณความเสี่ยงของการพลิกคว่ำคือดัชนีการพลิกคว่ำ ดัชนีการพลิกคว่ำถูกประมาณด้วยการใช้โครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า และโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ 3 ชั้น ผู้วิจัยใช้ข้อมูลนำเข้าเพียงแค่ 2 ข้อมูล สำหรับการประมาณค่าของงานวิจัยนี้ อ้างอิงจากทฤษฎีการตรวจจับการพลิกคว่ำ ในกรณีที่ไม่รู้พารามิเตอร์ เช่น ความสูงของจุดศูนย์กลางถ่วงรถ เป็นต้น โครงข่ายประสาทแบบวนกลับแสดงให้เห็นว่ามีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทแบบไปข้างหน้า การประมาณคุณภาพถูกประเมิน ด้วยค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลตรวจสอบ

ตัวแปรที่สำคัญในการประมาณค่าของดัชนีการพลิกคว่ำ คือการเลือกข้อมูลนำเข้าขณะที่ผู้วิจัยเลือกข้อมูลนำเข้าจากงานวิจัยก่อนหน้า รวมถึงการเพิ่มข้อมูลนำเข้าของโครงข่ายประสาทจะพัฒนาคุณภาพ และอาจจำเป็นสำหรับรถชนิดอื่น ๆ เช่น รถบรรทุก อย่างไรก็ตาม งานวิจัยต้องการคุณภาพของเครื่องวัด และติดตั้งงานในรถจริง ผลการทดลองมีข้อมูลนำเข้า ความเร่งทางข้าง และอัตราการเปลี่ยนมุมมองการคว่ำของรถ ด้วยหน่วยความจำประตูปแบบวนกลับ และมีเลเยอร์ซ่อน 2 เลเยอร์ โดยแต่ละเลเยอร์มี จำนวน 8 เซลล์ และในเลเยอร์ข้อมูลส่งออกมี 1 เซลล์ รวมแล้วมี 369 พารามิเตอร์ โดยมีค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลตรวจสอบอยู่ที่  $1.31 \times 10^{-3}$

ปัจจัยที่สำคัญในการประมาณค่าดัชนีการพลิกคว่ำคือการเลือกข้อมูลนำเข้า ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงว่าข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับดัชนีการพลิกคว่ำแบบทริป คือ ความเร็วทางแนวตั้งของแต่ละล้อ, ความเร่งทางแนวตั้งของมวลบนสปริง, ความเร่งทางแนวตรง, ความเร่งทางข้าง, ความเร่งทางแนวตั้ง, อัตราการคว่ำ, อัตราการเอียง, อัตราการหมุน, ความเร็วรถ, มุมองศาพวงมาลัยจากคนขับ และระยะอัดสปริงในแต่ละล้อ เป็นโครงข่ายประสาทแบบวนกลับ แทนเจนต์ โครงสร้างโครงข่ายประสาท เลเยอร์นำเข้ามีข้อมูล 17 ข้อมูล เป็นเลเยอร์ซ่อน 4 เลเยอร์ โดยแต่ละเลเยอร์มีจำนวนเซลล์ประสาท 46, 46, 50, 30 ตามลำดับ และเลเยอร์ข้อมูลส่งออกมี 1 ข้อมูลส่งออกคือ ดัชนีการพลิกคว่ำ โดยมี 9,063 พารามิเตอร์ และค่าความสูญเสียของชุดข้อมูลตรวจสอบอยู่ที่  $3.66 \times 10^{-4}$

งานวิจัยนี้สามารถคาดการณ์การพลิกคว่ำได้ในเวลาจริง โดยที่สามารถนำงานวิจัยนี้ไปใช้ร่วมกับระยะเวลาก่อนการพลิกคว่ำ เช่น มีการนำรูปภาพ หรือเซนเซอร์มาวิเคราะห์ระยะ ขนาดของสิ่งกีดขวาง ความเร็วของรถยนต์ และนำมาคำนวณกับค่าดัชนีการพลิกคว่ำ เพื่อป้องกันการพลิกคว่ำล่วงหน้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## 6. ภาคผนวก

ตารางที่ 15 สัญลักษณ์ และตัวแปรต่าง ๆ ที่ใช้วิทยานิพนธ์

สัญลักษณ์	คำอธิบายภาษาอังกฤษ	คำอธิบายภาษาไทย
$\phi$	Roll angle.	มุมมองศาการครว่า
$\dot{\phi}$	Roll rate.	อัตราการเปลี่ยนแปลงมุมมองศาการครว่า
$R$	Rollover Index.	ค่าดัชนีการพลิกครว่า
$F_{zr}$	Right vertical tire force.	แรงแนวตั้งของล้อด้านขวา
$F_{zl}$	Left vertical tire force.	แรงแนวตั้งของล้อด้านซ้าย
$a_y$	Lateral acceleration.	ความเร่งทางข้าง
$m_s$	Sprung mass.	มวลบนสปริง
$m_u$	Unsprung mass.	มวลนอกสปริง
$m_{ul}$	Left unsprung mass.	มวลนอกสปริงด้านซ้าย
$m_{ur}$	Right unsprung mass.	มวลนอกสปริงด้านขวา
$g$	Acceleration due to gravity.	ความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วงโลก
$l_w$	Track width.	ความกว้างของรถยนต์
$l_s$	Distance between the left and right suspensions.	ความกว้างของช่วงล่างรถยนต์
$h_R$	Center of gravity (C.G.) height from roll center.	ความสูงของจุดศูนย์ถ่วง
$h_s$	C.G. height of sprung mass.	ความสูงของจุดศูนย์ถ่วงของมวลบนสปริง
$z_{rr}$	Right road input.	ข้อมูลนำเข้าของถนนทางขวา
$z_{rl}$	Left road input.	ข้อมูลนำเข้าของถนนทางซ้าย
$F_{lat}$	Unknown lateral force input.	ข้อมูลแรงนำเข้าทางข้าง
$h_{lat}$	Arbitrary height from the roll center.	ความสูงจากจุดศูนย์การครว่า
$k$	Suspension stiffness.	ความแข็งของช่วงล่าง
$d$	Suspension damping.	ตัวหน่วงการสั่นสะเทือน
$z_{ur}$	Right unsprung mass position.	ตำแหน่งมวลนอกสปริงทางขวา
$z_{ul}$	Left unsprung mass position.	ตำแหน่งมวลนอกสปริงทางซ้าย
$F_{sr}$	Left suspension force.	แรงช่วงล่างทางซ้าย

$F_{sl}$	Right suspension forces.	แรงช่วงล่างทางขวา
$z_s$	Sprung mass position.	ตำแหน่งมวลบนสปริง
$k_t$	Vertical tire stiffness.	ความแข็งของยางแนวตั้ง
$k_{tr}$	Right vertical tire stiffness.	ความแข็งของยางแนวตั้งทางขวา
$k_{tl}$	Left vertical tire stiffness.	ความแข็งของยางแนวตั้งทางซ้าย
$I_{xx}$	Roll moment of inertia.	โมเมนต์ความเฉื่อยของการคว่ำ
$a_{zr}$	Right vertical accelerometer measurement.	ความเร่งแนวตั้งทางขวา
$a_{zl}$	Left vertical accelerometer measurement.	ความเร่งแนวตั้งทางซ้าย
$r$	Yaw rate.	อัตราการหมุน



## บรรณานุกรม

1. Rath, J.J., M. Defoort, and K.C. Veluvolu, *Rollover index estimation in the presence of sensor faults, unknown inputs, and uncertainties*. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2016.
2. Phanomchoeng, G. and R. Rajamani, *New rollover index for the detection of tripped and un-tripped rollovers*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013.
3. Phanomchoeng, G. and R. Rajamani, *Prediction and prevention of tripped rollovers*. Minneapolis, Minn.: Intelligent Transportation Systems Institute, Center for Transportation Studies, University of Minnesota, 2012.
4. ศูนย์ข้อมูลอุบัติเหตุ Thai RSC ข้อมูลรับแจ้งอุบัติเหตุทางถนน. 2018 [cited 2018 July 12]; Available from: <http://www.thairsc.com/>.
5. เปิดสถิติรถทัวร์ 2 ชั้น เกิดอุบัติเหตุสูง เจ็กเยวเคยหนุญจำกัดจดทะเบียนใหม่. 2018 [cited 2018 July 12]; Available from: <https://www.thairath.co.th/content/1236684>.
6. Home | Safercar -- National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA). 2018 [cited 2018 July 12]; Available from: <https://www.safercar.gov/>.
7. Rajamani, R. and D.N. Piyabongkarn, *New paradigms for the integration of yaw stability and rollover prevention functions in vehicle stability control*. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013.
8. Zhu, B., et al., *Integrated chassis control for vehicle rollover prevention with neural network time-to-rollover warning metrics*. Advances in Mechanical Engineering, 2016.
9. Warwas, K. and K. Augustynek, *An Application of Neural Networks to Control Stability of an Articulated Vehicle in Real Time*. In Information Systems Architecture and Technology: Proceedings of 36th International Conference on Information Systems Architecture and Technology-ISAT, 2015.
10. Wu, X., et al., *Research on Vehicle Rollover and Control*. International Conference on Advanced Computer Control, 2010.
11. Solmaz, S., M. Akar, and R. Shorten, *Author links open overlay*

- panel Selim Solmaz\* Mehmet Akar\*\* Robert Shorten\**. Proceedings of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control 2008.
12. Lee, S., et al., *Rollover prevention with predictive control of differential braking and rear wheel steering*. In Robotics, Automation and Mechatronics (RAM), 2013.
  13. Yu, Z., et al., *Anti-Rollover Control Based on Fuzzy Differential Braking for Heavy Duty Commercial Vehicle*. International Conference on Machinery, Materials and Computing Technology, 2016.
  14. Yim, S., *Design of a preview controller for vehicle rollover prevention*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011. **60**: p. 4217-4226.
  15. Azim, R.A., F.M. Malik, and W.u.H. Syed, *Rollover mitigation controller development for three-wheeled vehicle using active front steering*. Mathematical Problems in Engineering, 2015.
  16. Solmaz, S., M. Corless, and R. Shorten, *A methodology for the design of robust rollover prevention controllers for automotive vehicles with active steering*. International Journal of Control, 2007.
  17. Zhang, N., G.-M. Dong, and H.-P. Du, *Investigation into untripped rollover of light vehicles in the modified fishhook and the sine maneuvers. Part I: Vehicle modelling, roll and yaw instability*. Vehicle System Dynamics, 2008.
  18. Yim, S., Y. Park, and K. Yi, *Design of active suspension and electronic stability program for rollover prevention*. International journal of automotive technology, 2010.
  19. Konik, D.D., *Dynamic drive-the new active roll stabilization system from BMW group-system description and functional improvements*. In Proc. 5th Int. Symp. Avec 2000.
  20. Yim, S., K. Jeon, and K. Yi, *An Investigation into Vehicle Rollover Prevention by Coordinated Control of Active Anti-roll Bar and Electronic Stability Program*. International Journal of Control Automation and Systems, 2012.
  21. Sampson, D.J.M. and D. Cebon, *Active roll control of single unit heavy road vehicles*. Vehicle System Dynamics, 2003.
  22. Yoon, J., et al., *Design and evaluation of a unified chassis control system for*

- rollover prevention and vehicle stability improvement on a virtual test track.* Control Engineering Practice, 2010.
23. Piyabongkarn, D., et al., *Active driveline torque-management systems.* IEEE Control Systems Magazine, 2010.
  24. Walz, M.C., *Trends in the Static Stability Factor of Passenger Cars, Light Trucks, and Vans.* 2005.
  25. Choi, S.B., *Practical vehicle rollover avoidance control using energy method.* International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility, 2008.
  26. Yoon, J., D. Kim, and K. Yi, *Design of a rollover index-based vehicle stability control scheme.* Vehicle system dynamics, 2007. **45**: p. 459-475.
  27. Chen, B.-C., *Warning and control for vehicle rollover prevention.* Ann Arbor, MI: University of Michigan, 2001.
  28. Verma, R., D.D. Vecchio, and H.K. Fathy, *Development of a scaled vehicle with longitudinal dynamics of an HMMWV for an ITS testbed.* IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2008.
  29. F.M.White, *Fluid Mechanics*, ed. 5. 2003: Fluid Mechanics.
  30. *CarSim Overview.* 2018; Available from: <https://www.carsim.com/products/carsim/>.
  31. Edgar, T.V., M.A. Urynowicz, and J.C. Hamann, *The Static Stability Factor–A Dynamic Introduction to Engineering.* 2005.
  32. Roper, L.D., *Physics of automobile rollovers.* 2001.
  33. *UNDERSTANDING ROLLOVER RATINGS* 2018; Available from: <http://www.anthony-peterson.com/pdf/Understanding-Rollover-Ratings.pdf>.
  34. Phanomchoeng, G. and R. Rajamani, *Real-Time Estimation of Rollover Index for Tripped Rollovers with a Novel Unknown Inputs Nonlinear Observer.* IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014.
  35. ห้ามรถสองชั้นจดทะเบียน. 2018; Available from: <https://www.dailynews.co.th/economic/371263>.
  36. ทำไมต้องทดสอบการลาดเอียง รถโดยสาร ๒ ชั้น? - มุลนิธิเพื่อผู้บริโภค. 2018; Available from: <https://www.consumerthai.org/busnews/589-ทำไมต้องทดสอบการลาดเอียง-รถ>



โดยสาร-๒-ชั้น.html.

37. ข่าวประชาสัมพันธ์ / กรมการขนส่งทางบก. 2018; Available from: [https://www.dlt.go.th/th/public-news/view.php?\\_did=1877](https://www.dlt.go.th/th/public-news/view.php?_did=1877).
38. "การตรวจมาตรฐานการลาดเอียง", รสปัส., 2018; Available from: <https://tahy2808.wordpress.com/ข่าวสาร-จากกรมการขนส่ง/160-2/>.
39. Cai, X. and J. Wu, *Hazardous Chemicals Vehicles Rollover Pre-warning System Based on CPS*. Proceedings of the 2012 IEEE Sixth International Conference on Software Security and Reliability Companion, 2012.
40. Kerrigan, J.R., et al., *Test system, vehicle and occupant response repeatability evaluation in rollover crash tests: The deceleration rollover sled test*. International Journal of Crashworthiness, 2011.
41. Chen, B.-C. and H. Peng, *A Real-time Rollover Threat Index for Sports Utility Vehicles*. Proceedings of the American Control Conference, 1999.
42. Chen, B.-C. and H. Peng, *Rollover Warning Of Articulated Vehicles Based On A Time-To-Rollover Metric*. Proceedings of the 1999 ASME International Congress and Exposition, 1999.
43. *Weight Transfer: how it works and how to use it in setup*. 2018; Available from: <http://racingcardynamics.com/weight-transfer/>.
44. *5 Regression Loss Functions All Machine Learners Should Know*. 2018; Available from: <https://heartbeat.fritz.ai/5-regression-loss-functions-all-machine-learners-should-know-4fb140e9d4b0>.
45. Gage, J. *Introduction to Loss Functions | Algorithmia Blog*. 2018; Available from: <https://blog.algorithmia.com/introduction-to-loss-functions/>.
46. สรุปแนวคิด *Neural Network* แบบไม่มี *Math*. 2018; Available from: <https://coladev.com/machine-learning/neural-network/2017/02/22/neural-network-basic>.
47. *Recurrent Neural Networks and LSTM – Towards Data Science*. 2018; Available from: <https://towardsdatascience.com/recurrent-neural-networks-and-lstm-4b601dd822a5>.
48. *Introduction to Linear Regression*. 2018; Available from:

<http://onlinestatbook.com/2/regression/intro.html>.

49. Hochreiter, S. and J. Schmidhuber, *Long short-term memory*. Neural computation, 1997.
50. Dey, R. and F.M. Salem, *Gate-variants of gated recurrent unit (gru) neural networks*. IEEE 60th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS), 2017.
51. Gers, F.A., N.N. Schraudolph, and J. Schmidhuber, *Learning precise timing with lstm recurrent networks*. Journal of machine learning research, 2002.
52. Glorot, X., A. Bordes, and Y. Bengio, *Deep sparse rectifier neural networks*. Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics, 2011.
53. Werbos, P.J., *Backpropagation through time: what it does and how to do it*. Proceedings of the IEEE, 1990.
54. Pascanu, R., T. Mikolov, and Y. Bengio, *On the difficulty of training recurrent neural networks*. International Conference on Machine Learning, 2013.
55. Chung, J., et al., *Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling*. arXiv, 2014.
56. Jozefowicz, R., W. Zaremba, and I. Sutskever, *An empirical exploration of recurrent network architectures*. International Conference on Machine Learning, 2015.
57. BRENNAN, S.N., *Modeling and Control Issues Associated with Scaled Vehicles*. 1999, University of Illinois at Urbana-Champaign.
58. *Arduino*. 2017; Available from: <http://www.arduino.cc>.
59. Waikato, T.U.o. *Machine Learning Group at the University of Waikato*. 2017; Available from: <http://www.cs.waikato.ac.nz>.
60. Winkler, C., K. Campbell, and C. Mink, *Center of gravity height: a round-robin measurement program*. The University of Michigan Transportation Research, 1991.
61. Rasmussen, C.E., *Gaussian Processes for Machine Learning*. MIT University Press Group Ltd, 2005.

62. Yuret, D., *Knet: beginning deep learning with 100 lines of julia*, Machine Learning Systems Workshop at NIPS, 2016.
63. Kingma, D.P. and J. Ba, *Adam: A method for stochastic optimization*. CoRR, 2014.





จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	Kailerk Treetipsounthorn
วัน เดือน ปี เกิด	25 July 1994
สถานที่เกิด	bangkok
วุฒิการศึกษา	chulalongkorn university
ที่อยู่ปัจจุบัน	337 udomsuk bangna bangkok



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**