



วิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ

โดย

นายภานุพันธ์ ม่วงศรี



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ แผน ก แบบ ก 2

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2567

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศิลปากร

วิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ แผน ก แบบ ก 2

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2567

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศิลปากร

A DEEP LEARNING APPROACH FOR INDUCTION MOTOR DRIVE



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for Master of Engineering (ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING)

Department of ELECTRICAL ENGINEERING

Academic Year 2024

Copyright of Silpakorn University

หัวข้อ	วิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ
โดย	นายภานุพันธ์ ม่วงศรี
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ แผน ก แบบ ก 2
อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ยุทธนา เจวจินดา

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร ได้รับพิจารณา
อนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

	คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์และ เทคโนโลยีอุตสาหกรรม
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรุณศรี ลีจิระจำเริญ)	
พิจารณาเห็นชอบโดย	
	ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร. ชูเกียรติ สอดศรี)	
	อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ยุทธนา เจวจินดา)	
	ผู้ทรงคุณวุฒิภายใน
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. จิรภัฏ เหมื่อนชู)	
	ผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก
(รองศาสตราจารย์ ดร. ยรรยงค์ พันธุ์สวัสดิ์)	

630920034 : วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ แผน ก แบบ ก 2

นาย ภาณุพันธ์ ม่วงศรี: วิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ยุทธนา เจวจินดา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอการควบคุมเวกเตอร์แบบไร้เซ็นเซอร์สำหรับระบบขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส (IM) ในยานยนต์ไฟฟ้า โดยใช้โครงสร้างการควบคุมใหม่ที่ผสมผสานระบบอ้างอิงแบบจำลองที่ปรับตัวได้ (MRAS) สำหรับกระแสเดเตอร์เข้ากับเครือข่ายประสาทเทียมฟิดฟอร์เวิร์ดเชิงลึก การทดสอบสมรรถนะของการควบคุมเวกเตอร์แบบไร้เซ็นเซอร์ในงานวิจัยนี้ถูกดำเนินการโดยใช้โครงสร้างการควบคุมที่รวม MRAS สำหรับกระแสเดเตอร์เข้ากับเครือข่ายประสาทเทียมฟิดฟอร์เวิร์ดเชิงลึกที่ ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวสังเกตการประมาณความเร็วของมอเตอร์ ผลลัพธ์จากการทดลองและการจำลองใน MATLAB/Simulink ได้แสดงให้เห็นว่า การใช้ MRAS เชิงลึกที่ผสมผสานกับ ANN (Artificial Neural Network) ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการประมาณความเร็วของมอเตอร์ทั้งในสถานการณ์ที่ความเร็วต่ำและสูง โดยสามารถปรับตัวต่อความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้นจากการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ของเครื่องจักร ความผิดพลาดในการวัด และการรบกวนจากโหลดได้อย่างมีประสิทธิภาพ การควบคุมที่เสนอสามารถให้การตอบสนองด้านความเร็วและแรงบิดที่รวดเร็ว แม่นยำ และเสถียรกว่าการควบคุมแบบ PI (Proportional-Integral) แบบดั้งเดิม ซึ่งทำให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในสภาพแวดล้อมการขับขี่ที่หลากหลาย ไม่ว่าจะเป็นการขับขี่ในสถานะที่ต้องการการตอบสนองที่รวดเร็วหรือในสถานะที่มีการเปลี่ยนแปลงโหลดสูง งานวิจัยนี้จึงมีศักยภาพที่จะสร้างความก้าวหน้าในด้านการควบคุมระบบขับเคลื่อนมอเตอร์ในยานยนต์ไฟฟ้า โดยสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการขับขี่ที่ดีขึ้นและตอบสนองความต้องการในอนาคตได้อย่างยั่งยืน

630920034 : Major (ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING)

MR. Panupan MOUNGSRI : A deep learning approach for Induction Motor Drive

Thesis advisor : Assistant Professor Dr. Yutana Jewajinda

This thesis presents a sensorless vector control approach for three-phase induction motor (IM) drive systems in electric vehicles, utilizing a novel control architecture that integrates a model reference adaptive system (MRAS) for stator current estimation with a deep feedforward artificial neural network. The performance of the proposed sensorless vector control method was evaluated using a control framework that combines MRAS-based stator current estimation with a deep feedforward neural network, which serves as an observer for motor speed estimation. Experimental and simulation results from MATLAB/Simulink demonstrate that integrating deep MRAS with an artificial neural network (ANN) significantly enhances the accuracy of motor speed estimation in both low-speed and high-speed operating conditions. The proposed approach effectively adapts to uncertainties arising from machine parameter variations, measurement errors, and load disturbances. Compared to conventional Proportional-Integral (PI) control, the proposed method provides faster, more precise, and more stable speed and torque responses. This ensures efficient operation across various driving conditions, whether requiring rapid dynamic response or handling high load variations. This research has the potential to advance motor drive control in electric vehicles by improving driving efficiency and meeting future demands in a sustainable manner.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้นั้น ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ยุทธนา เจวจินดา และอาจารย์ชัยวุฒิ ชูรักษา ที่กรุณาให้คำปรึกษาและ ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ เพื่อการปรับปรุงแก้ไขวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้เหมาะสม มีความถูกต้อง สมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอขอบคุณบุคลากรและคณาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยศิลปากรทุกท่านที่ได้ ประสิทธิ์ประสาทความรู้บุคลากรประจำภาควิชาทุกท่านที่ให้คำแนะนำและความช่วยเหลือในการ ดำเนินการต่าง ๆ เช่น การให้ความอำนวยความสะดวกทางด้านอุปกรณ์และทุนสำหรับวิจัยในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้รวมถึงบุคคลกรทางบัณฑิตวิทยาลัยที่คอยดูแลและแก้ปัญหาเกี่ยวกับการ ลงทะเบียน วิชาเรียนหรือปัญหาที่เกี่ยวข้องต่างๆ อย่างดียิ่ง

อนึ่งผู้วิจัยหวังว่างานวิจัยฉบับนี้จะมีประโยชน์อยู่ไม่น้อย จึงขอมอบส่วนดีทั้งหมดนี้ให้แก่ เหล่าคณาจารย์ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาจนทำให้การวิจัยในครั้งนี้ประสบผลสำเร็จและเป็น ประโยชน์ต่อผู้ที่ เกี่ยวข้อง สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดาและครอบครัว รวมถึงบุคคล รอบข้างทุกคนที่คอย ช่วยเหลือ ให้กำลังใจและการสนับสนุนและช่วยเหลือในทุก ๆ ด้านมาโดยตลอด หากมีข้อผิดพลาดหรือ ข้อบกพร่องประการใด ผู้วิจัยขออภัยมา ณ ที่นี้ด้วยและยินดีที่จะรับฟัง คำแนะนำจากทุกท่านที่ได้เข้ามา ศึกษาเพื่อเป็นประโยชน์ในการพัฒนางานวิจัยต่อไป



ภานุพันธ์ ม่วงศรี

สารบัญ

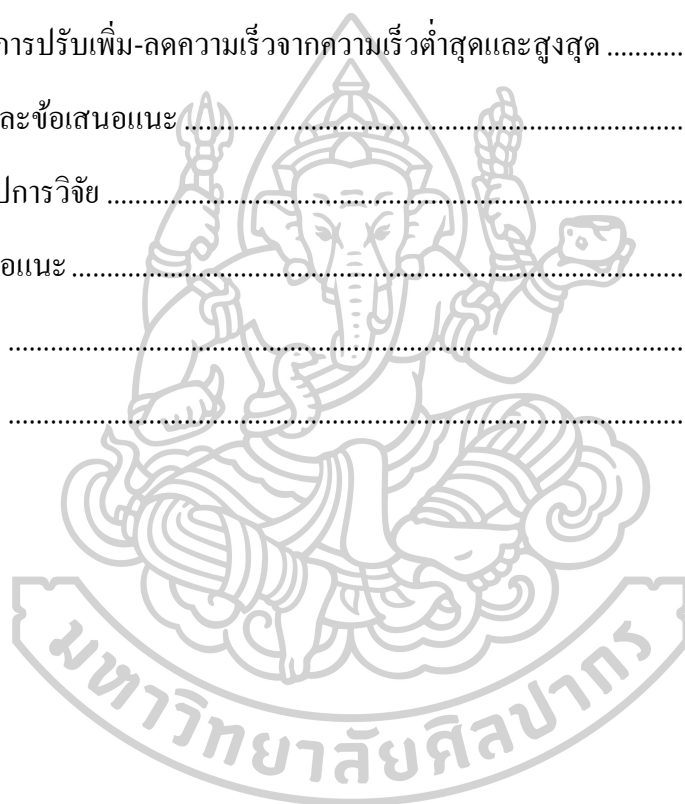
	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ญ
สารบัญรูปภาพ	ฐ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
1.3 สมมติฐานของงานวิจัย	2
1.4 ขอบเขตของการวิจัย	3
1.5 ความจำกัดของการวิจัย	3
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
บทที่ 2 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 โครงสร้างและหลักการทำงานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ	4
2.1.1 โครงสร้างและส่วนประกอบของมอเตอร์เหนี่ยวนำ	4
2.1.2 หลักการทำงานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส	5
2.1.3 วงจรสมมูลมอเตอร์	6
2.2 แบบจำลองทางพลวัตของมอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟส	11
2.2.1 การแปลงแกนในกรอบอ้างอิงแกนนิ่ง	12
2.2.2 การแปลงแกนในกรอบอ้างอิงแกนหมุนที่ความเร็วเชิงมุม	14

2.3 อินเวอร์เตอร์	16
2.3.1 อินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดัน 3 เฟส	19
2.3.2 สเปซเวกเตอร์พัลส์วิดมอดูเลชั่นสำหรับอินเวอร์เตอร์สามกึ่งจ่ายแรงดัน 3 เฟส	23
2.4 หลักการควบคุมโรเตอร์ฟลักซ์วิธีทางอ้อม	26
2.5 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการระบบเรียนรู้เชิงลึก	28
2.6 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม	29
2.6.1 โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward network).....	30
2.6.2 โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหลัง (Feed-back network)	30
2.6.3 โครงข่ายแบบชั้น (Network layer).....	31
2.6.4 ฟังก์ชัน Activation มีใช้ใน โครงข่ายประสาทเทียม.....	31
2.7 สถาปัตยกรรมของชั้น (Architecture of layer)	32
2.7.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น (Single-layer perceptron).....	32
2.7.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron).....	33
2.8 Deep feedforward neural network.....	34
2.9 Levenberg-Marquardt algorithm	35
2.9.1 แนวคิดพื้นฐานของ LMA.....	36
2.9.2 สมการพื้นฐานของ LMA	36
2.10 รถยนต์ไฟฟ้า.....	36
2.10.1 สมการไดนามิก	37
2.10.2 ความต้านทานการหมุน	38
2.10.3 แรงต้านอากาศพลศาสตร์	39
2.10.4 ความต้านทานของเกียร์	39
2.10.5 ความเร็วสูงสุดของยานพาหนะ	40
2.11 Model reference adaptive systems	40

2.12	วรรณกรรมที่เกี่ยวกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อใช้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส	42
2.12.1	บทความเรื่อง “Real Time Control Of Induction Motor Using Neural Network”	42
2.12.2	บทความเรื่อง “Nonlinear flux observer based feedback linearization control of IM drives with ANN speed and flux controller”	43
2.12.3	บทความเรื่อง “Artificial neural network-based current control of field oriented controlled induction motor drive”	43
2.12.4	บทความเรื่อง “Electrical-Sensorless Control of Induction Motor”	44
2.12.5	บทความเรื่อง “A Sensorless Vector Control Using new BS_PCH Controller structure and SC MRAS Adaptive Speed Observer for Electric Vehicles ”	44
บทที่ 3	วิธีการดำเนินการวิจัย	46
3.1	ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อใช้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส และกำหนดขอบเขตของงาน	46
3.1.1	กำหนดโปรแกรมที่จะใช้ในการจำลองการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำด้วยตัวควบคุมการเรียนรู้เชิงลึก	46
3.1.2	กำหนดโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก	47
3.2	กำหนดสมมติฐานงานวิจัยและออกแบบระบบ	47
3.2.1	วิเคราะห์ปัญหา	47
3.2.2	สมมติฐานงานวิจัย	47
3.3	การออกแบบระบบการควบคุม	48
3.3.1	การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม	48
3.3.2	การฝึกอบรมและการทดสอบ ANN-MRAS	48
3.3.3	ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในระบบการขับเคลื่อน	50
3.4	การออกแบบการทดลอง	51
3.4.1	การเคลื่อนที่ไปด้านหน้าด้วยความเร็วสูงสุด และการถอยหลังด้วยความเร็วสูงสุด	52
3.4.2	การเคลื่อนที่บนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน	53

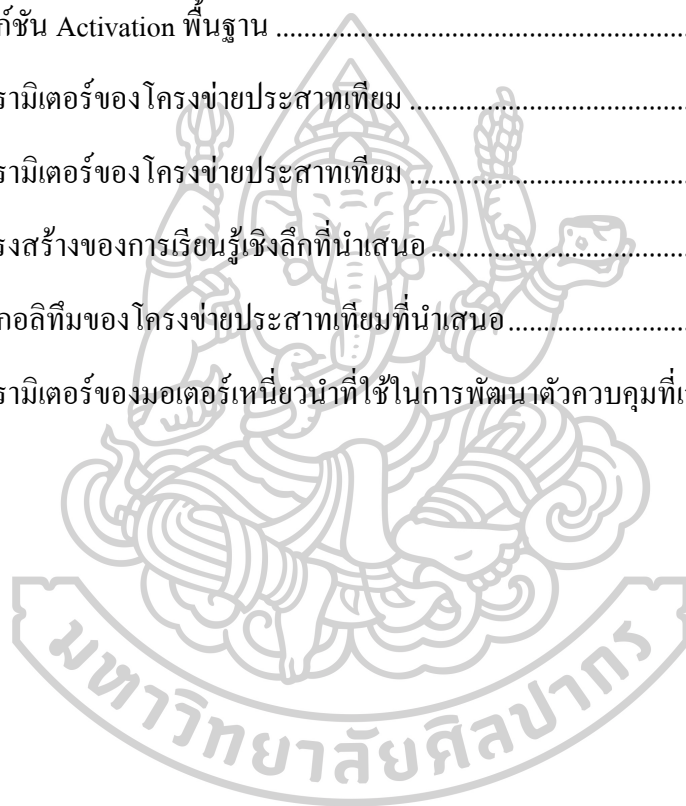
3.4.3 การลดความเร็วจากความเร็วสูงสุดตามลำดับ	54
3.4.4 การเพิ่มความเร็วจนถึงความเร็วสูงสุดตามลำดับ	54
3.5 ดำเนินการทดลอง เก็บรวบรวมผลและวิเคราะห์ผลการทดลอง	55
3.5.1 ดำเนินการทดลอง	55
3.5.2 เก็บรวบรวมผล	55
บทที่ 4 ผลการวิจัย	56
4.1 ภาพรวมระบบการควบคุมที่นำเสนอ	56
4.1.1 ตัวควบคุมแบบสนามแม่เหล็กทางอ้อม	56
4.1.2 การขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำที่สัมพันธ์กับลอเรียนนด	56
4.1.3 ตัวควบคุม MRAS เชิงลึกที่ผสมผสานกับ ANN	56
4.2 จำลองสมการและระบบในซอฟต์แวร์ MATLAB/Simulink	57
4.2.1 การแปลงกระแสจากพิกัดสามเฟส ABC ไปเป็นพิกัดสองมิติ Alpha Beta	57
4.2.2 การแปลงจากพิกัด Alpha Beta กลับไปเป็นพิกัดสามเฟส ABC	58
4.2.3 การแปลงจาก Alpha Beta ไปเป็นพิกัด dq (Park Transformation)	58
4.2.4 การแปลงจากพิกัด dq กลับไปเป็นพิกัด Alpha Beta (Inverse Park Transformation)	58
4.2.5 การประมาณมุมของโรเตอร์ (Teta Estimator)	59
4.2.6 การคำนวณกระแสในแกน q (Iq calculation)	59
4.2.7 การประมาณค่าฟลักซ์แม่เหล็ก (Flux Observer)	60
4.2.8 Space vector pulse width modulation (SVPWM)	60
4.2.9 การวัดค่าแรงดันและกระแสจาก IGBT (IGBT Measures)	60
4.2.10 Reference model	61
4.2.11 Adaptive model	61
4.2.12 Adaptation mechanism	62
4.3 การสอนและฝึกอบรม ตัวควบคุม RF-MRAS	62

4.3.1 กราฟประสิทธิภาพ (Performance Plot)	63
4.3.2 กราฟสถานะการฝึก (Training state plot)	64
4.3.3 กราฟการถดถอย (Regression plot)	65
4.4 การจำลอง และผลการทดลอง	66
4.4.1 การเคลื่อนที่ไปด้านหน้าด้วยความเร็วสูงสุด และการถอยหลังด้วยความเร็วสูงสุด	66
4.4.2 การเคลื่อนที่บนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน	70
4.4.3 การปรับเพิ่ม-ลดความเร็วจากความเร็วต่ำสุดและสูงสุด	71
บทที่ 5 สรุปและข้อเสนอแนะ	73
5.1 บทสรุปการวิจัย	73
5.2 ข้อเสนอแนะ	74
รายการอ้างอิง	75
ประวัติผู้เขียน	78



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 แรงดันตกคร่อมโหลดที่แต่ละสภาวะการสวิตช์	22
ตารางที่ 2 ค่าคงที่ตัวคูณสำหรับอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส	23
ตารางที่ 3 ลำดับการสวิตช์ของหลักการ SVPWM	24
ตารางที่ 4 ฟังก์ชัน Activation พื้นฐาน	32
ตารางที่ 5 พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม	42
ตารางที่ 6 พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม	44
ตารางที่ 7 โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึกที่นำเสนอ	48
ตารางที่ 8 อัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอ	50
ตารางที่ 9 พารามิเตอร์ของมอเตอร์เหนี่ยวนำที่ใช้ในการพัฒนาตัวควบคุมที่เสนอ	51



สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 1 วงจรแปลงมอเตอร์เหนี่ยวนำ	6
รูปที่ 2 วงจรสมมูลมอเตอร์เหนี่ยวนำต่อเฟส	7
รูปที่ 3 ไดอะแกรมของกำลังต่างๆในมอเตอร์เหนี่ยวนำ	8
รูปที่ 4 วงจรสมมูลต่อเฟสของมอเตอร์เหนี่ยวนำโดยการประมาณค่า	10
รูปที่ 5 การประยุกต์ใช้การแปลงแกนในมอเตอร์ไฟฟ้าเหนี่ยวนำสามเฟส	12
รูปที่ 6 ระบบไฟฟ้าสามเฟส a-b-c ที่ $\omega t = \theta \approx 40^\circ$	12
รูปที่ 7 ระบบไฟฟ้าสองเฟส $(\alpha - \beta)$	13
รูปที่ 8 ระบบไฟฟ้าสามเฟส a-b-c	15
รูปที่ 9 ระบบไฟฟ้าสองเฟสในกรอบอ้างอิงแกนหมุน (d-q)	15
รูปที่ 10 วงจรอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส	16
รูปที่ 11 ลักษณะการทำงานของสวิตช์	17
รูปที่ 12 วงจรสมมูล	17
รูปที่ 13 เอาต์พุตของแรงดันเฟส	18
รูปที่ 14 วงจรอินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดัน 3 เฟส (3กึ่งเฟส)	19
รูปที่ 15 การมอดูเลตความกว้างพัลส์แบบ 3 เฟส และรูปคลื่นแรงดันเฟสและแรงดันไลน์	20
รูปที่ 16 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันเอาต์พุตกับดัชนีการมอดูเลตสำหรับอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส แบบ (SPWM)	21
รูปที่ 17 สเปกตรัมฮาร์มอนิกของแรงดันไลน์เอาต์พุตสำหรับอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส	21
รูปที่ 18 อินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดันให้กับมอเตอร์ 3 เฟส	24
รูปที่ 19 การสวิตช์ในลำดับที่ 2 ที่มาจากการนำสวิตช์คือ $S_1 = 0, S_3 = 0$ และ $S_5 = 1$	25
รูปที่ 20 แรงดันไลน์และแรงดันเฟสที่ตกคร่อมโหลดในแต่ละสถานะของการสวิตช์	25

รูปที่ 21 ตำแหน่งการวางเวกเตอร์ฟลักซ์โรเตอร์ในการควบคุม FOC แบบทางอ้อม	27
รูปที่ 22 โครงสร้างของ Googlenet.....	28
รูปที่ 23 แสดงโครงสร้างของ Alexnet.....	29
รูปที่ 24 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า	30
รูปที่ 25 สถาปัตยกรรมของ Feed-Back Network	30
รูปที่ 26 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายแบบชั้น	31
รูปที่ 27 ลักษณะ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น.....	33
รูปที่ 28 ลักษณะ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	34
รูปที่ 29 ลักษณะของโครงข่ายของ Deep feedforward neural network	35
รูปที่ 30 แรงที่กระทำกับยานพาหนะ	37
รูปที่ 31 โครงสร้าง MRAS สำหรับการประมาณความเร็วของโรเตอร์	41
รูปที่ 32 โครงสร้างของ เครือข่ายประสาทเทียมลึกใน MRAS ที่ใช้ Deep ANN	49
รูปที่ 33 บล็อกไดอะแกรมรวมของระบบ	51
รูปที่ 34 การขับเคลื่อนไปด้านหน้าและการถอยหลัง.....	53
รูปที่ 35 การขับเคลื่อนที่บนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน	53
รูปที่ 36 การขับเคลื่อนแบบลดความเร็วจากความเร็วสูงสุด	54
รูปที่ 37 การขับเคลื่อนแบบเพิ่มความเร็วจากความเร็วสูงสุด.....	54
รูปที่ 38 โครงสร้างของระบบที่นำเสนอในโปรแกรม MATLAB/Simulink	57
รูปที่ 39 บล็อกไดอะแกรมการแปลงกระแสสามเฟส ABC ไปเป็นพิกัดสองมิติ Alpha Beta	57
รูปที่ 40 บล็อกไดอะแกรมการแปลงจากพิกัด Alpha Beta กลับไปเป็นพิกัดสามเฟส ABC	58
รูปที่ 41 บล็อกไดอะแกรมการแปลงจาก Alpha Beta ไปเป็นพิกัด dq	58
รูปที่ 42 บล็อกไดอะแกรมการแปลงจากพิกัด dq กลับไปเป็นพิกัด Alpha Beta.....	59
รูปที่ 43 บล็อกไดอะแกรมการประมาณมุมของโรเตอร์	59
รูปที่ 44 บล็อกไดอะแกรมการคำนวณกระแสในแกน q.....	59

รูปที่ 45 บล็อกไดอะแกรมการประมาณค่าฟลักซ์แม่เหล็ก	60
รูปที่ 46 บล็อกไดอะแกรม Space vector pulse width modulation	60
รูปที่ 47 บล็อกไดอะแกรมการวัดค่าแรงดันและกระแสจาก IGBT	61
รูปที่ 48 บล็อกไดอะแกรม Reference model.....	61
รูปที่ 49 บล็อกไดอะแกรม Adaptive model	62
รูปที่ 50 บล็อกไดอะแกรม Adaptation mechanism.....	62
รูปที่ 51 GUI ของการฝึกอบรมโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB.....	63
รูปที่ 52 GUI ของความคืบหน้าของการฝึกและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB.....	64
รูปที่ 53 GUI ของความคืบหน้าสถานะการฝึกของโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB	65
รูปที่ 54 GUI แสดงผลการถดถอยของโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB	66
รูปที่ 55 กราฟแสดงการตอบสนองความเร็ว: ตัวควบคุม PI และ ANN	67
รูปที่ 56 กราฟแสดงการตอบสนองแรงบิด: ตัวควบคุม PI และ ANN	67
รูปที่ 57 กราฟแสดงกระแสแกน q ของมอเตอร์เหนี่ยวนำ.....	67
รูปที่ 58 กราฟแสดงกระแสสเตเตอร์ของมอเตอร์เหนี่ยวนำ	68
รูปที่ 59 กราฟแสดงความเร็วในระหว่างการใช้งานมวลของรถและคนขับ	69
รูปที่ 60 กราฟแสดงแรงบิดในระหว่างการใช้งานมวลของรถและคนขับ.....	69
รูปที่ 61 กราฟแสดงความเร็วในระหว่างบนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน	70
รูปที่ 62 กราฟแสดงแรงบิดในระหว่างบนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน	71
รูปที่ 63 กราฟแสดงความเร็วเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดจาก 90-70-50-30 และ 10 กม./ชม.	71
รูปที่ 64 กราฟแสดงความเร็วเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดจาก 10-30-50-70 และ 90 กม./ชม.	72

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

มอเตอร์ไฟฟ้าเหนี่ยวนำ 3 เฟส (Induction motor three phase) มีการใช้งานอย่างแพร่หลาย ในอุตสาหกรรมการผลิต และอุตสาหกรรมขนส่ง เนื่องจากมีตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูง โครงสร้างที่แข็งแรง ทนทาน บำรุงรักษาง่าย ราคาถูก และมีเทคนิคควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำหลายวิธี เช่น การจ่ายไฟ 3 เฟสเข้าโดยตรง การควบคุมแบบสเกลาร์ และการควบคุมแบบเวกเตอร์ เทคนิคที่นิยมใช้ในการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำเพราะสามารถควบคุมให้ผลตอบสนองทางไดนามิกส์ของแรงบิดและเส้นแรงแม่เหล็กอย่างอิสระและสามารถเร่งหรือลดความเร็วได้แบบทันทีทันใด

การควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์ไฟฟ้าเหนี่ยวนำแบบสเกลาร์มีหลักการควบคุมที่ไม่ซับซ้อนและไม่จำเป็นต้องทราบค่าพารามิเตอร์ของมอเตอร์แต่มีข้อจำกัดคือขณะสตาร์ทมอเตอร์เกิดแรงบิดแบบเหวี่ยงที่โรเตอร์ทำให้เมื่อสตาร์ทมอเตอร์ทางกายภาพมีการสั่นที่รุนแรง และเมื่อมอเตอร์ทำการไถ่โหลดที่พิกัด มอเตอร์ไม่สามารถควบคุมความเร็วโรเตอร์ให้อยู่ที่ความเร็วคำสั่งได้ และไม่สามารถควบคุมความเร็วที่รอบต่ำได้ มีผลการตอบสนองที่ช้า การควบคุมแบบเวกเตอร์ที่นำเสนอคือการกำหนดทิศทางของสนามแม่เหล็กทางอ้อม (Indirect Field Orientation Control: IFOC) มีหลักการควบคุมที่ซับซ้อนกว่าเนื่องจากต้องใช้เซ็นเซอร์วัดความเร็วรอบและเซ็นเซอร์วัดกระแส และต้องรู้ค่าพารามิเตอร์ของมอเตอร์ การควบคุมแบบเวกเตอร์ขณะสตาร์ทมอเตอร์แรงบิดขึ้นแบบคงที่ที่โรเตอร์ทำให้เมื่อสตาร์ทมอเตอร์ทางกายภาพไม่มีการสั่น เมื่อมอเตอร์ทำการไถ่โหลดที่พิกัด มอเตอร์สามารถควบคุมความเร็วโรเตอร์ให้อยู่ที่ความเร็วคำสั่งได้ และสามารถควบคุมความเร็วที่ความเร็วรอบต่ำได้ มีผลการตอบสนองที่เร็ว

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส ได้หลายวิธีเช่น วิเคราะห์จุดที่ทำงานผิดพลาดของมอเตอร์ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแทนตัวควบคุมพีไอด้วยการควบคุมแบบสเกลาร์ และการประมาณค่าเพื่อใช้ในระบบ ด้วยคุณสมบัติของการประมาณค่าและการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมจึงทำให้งานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีจุดมุ่งหมายเพื่อนำการเรียนรู้เชิงลึกมาพัฒนาการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส โดยในงานวิจัยนี้จะควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส โดยใช้เทคนิคการกำหนดทิศทางของสนามแม่เหล็กทางอ้อมเวกเตอร์ ด้วยการนำการเรียนรู้เชิงลึก เข้ามาแทนที่ตัวควบคุมพีไอที่ลดการควบคุมความเร็ว เพื่อให้ได้ผลการตอบสนองของความเร็วมอเตอร์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น และค่าความเพี้ยนฮาร์มอนิกส์โดยรวมของสัญญาณน้อยลง

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำการเรียนรู้เชิงลึกมาพัฒนาการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสเพื่อประยุกต์ใช้ในรถยนต์ไฟฟ้า โดยมีจุดมุ่งหมายหลักของงานวิจัยคือ

1. เพื่อศึกษาทฤษฎีและความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสในรถยนต์ไฟฟ้า และปัญหาของการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส
2. เพื่อศึกษาทฤษฎีและความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อการประยุกต์ใช้ร่วมกับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสในรถยนต์ไฟฟ้า
3. เพื่อพัฒนาวิธีการใหม่ในการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อแก้ปัญหามอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส แบบเวกเตอร์

1.3 สมมติฐานของงานวิจัย

จากการศึกษาพบว่าปัญหาเกี่ยวกับการควบคุมการขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส มีการศึกษาและปรับปรุงแก้ไขมานานแล้ว ในช่วงเวลาที่ผ่านมานักวิจัยสนใจการเรียนรู้เชิงลึกเข้ามาพัฒนาการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำด้วยเทคนิคการขับเคลื่อนแบบต่างๆ จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส ได้หลายวิธีเช่น วิเคราะห์จุดที่ทำงานผิดพลาดของมอเตอร์ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแทนตัวควบคุมพีไอด้วยการควบคุมแบบสเกลาร์ และการประมาณค่าเพื่อใช้ในระบบ ด้วยคุณสมบัติของการประมาณค่าและการทำนาย ดังนั้นในงานวิจัยฉบับนี้จะนำการเรียนรู้เชิงลึกมาทดลองใช้กับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส โดยใช้เทคนิคการกำหนดทิศทางของสนามแม่เหล็กทางอ้อม (Indirect Field Orientation Control: IFOC) ด้วยการนำการเรียนรู้เชิงลึกมาแทนที่ตัวควบคุมแบบ PI ซึ่งจะได้ผลการตอบสนองที่ใช้ควบคุมมอเตอร์ที่เป็นแบบ Non-linear ได้ ซึ่งทำให้การควบคุมความเร็วของมอเตอร์มีความแม่นยำมากขึ้น

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

ขอบเขตของการวิจัย มีดังนี้

1. ทำการศึกษาแนวคิดการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสในรถยนต์ไฟฟ้า แบบเวกเตอร์
2. ทำการศึกษาและหาวิธีการใหม่ในการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกและควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสและรถยนต์ไฟฟ้า ที่ได้จากการศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง
3. ทำการทดสอบและประเมินความสามารถของวิธีการที่นำเสนอใช้ในการควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำในรถยนต์ไฟฟ้า โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับงานวิจัยอื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง

1.5 ความจำกัดของการวิจัย

1. ทำการจำลองการทำงานในทรัพยากรที่จำกัด
2. การทดลองในสถานะการณ์จริงต้องใช้อุปกรณ์และทรัพยากร

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. วิธีการใหม่ที่นำเสนอทำให้การควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส ในรถยนต์ไฟฟ้า มีประสิทธิภาพมากขึ้น
2. ระบบที่สร้างขึ้นด้วยการใช้การเรียนรู้เชิงลึกแทนที่ตัวควบคุมแบบPIสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 2

วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนของการทบทวนวรรณกรรมจะทำการนำเสนอความรู้พื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส โดยเนื้อหาประกอบด้วย โครงสร้างและหลักการทำงานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ, อินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดัน 3 เฟส, หลักการควบคุมโรเตอร์ฟลักซ์วิธีทางอ้อม และความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึก และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกมาพัฒนาการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส

2.1 โครงสร้างและหลักการทำงานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ

มอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส (3-phase induction motor) [1], [2] เป็นส่วนประกอบสำคัญของเครื่องจักรไฟฟ้า ที่นิยมใช้จนได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางมากที่สุดในวงการอุตสาหกรรม โดยเฉพาะอย่างยิ่งชนิดที่มีโรเตอร์เป็นแบบกรงกระรอก (Squirrel cage type) ซึ่งมีข้อดีอยู่หลายประการเมื่อเทียบกับมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง เนื่องจากมีโครงสร้างที่แข็งแรง ทนทาน การติดตั้งกระทำได้ง่าย ความถี่ในการดูแลรักษาต่ำ ราคาหรือต้นทุนที่ต่ำกว่า รวมทั้งความสามารถในการทำงานในสภาพแวดล้อมที่สกปรกและมีประกายไฟ

2.1.1 โครงสร้างและส่วนประกอบของมอเตอร์เหนี่ยวนำ

มอเตอร์เหนี่ยวนำ เป็นมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับที่หมุนได้ด้วยการเหนี่ยวนำมีส่วนประกอบที่สำคัญคือ ส่วนที่อยู่กับที่ (Stator) มีขดลวดพันอยู่ 3 ชุด เพื่อสร้างสนามแม่เหล็กหมุน (Rotating magnetic field) และส่วนที่หมุน (Rotor) แบ่งออกเป็น 2 แบบคือ

1) แบบกรงกระรอก

แกนโรเตอร์ทำด้วยแผ่นลามิเนตเซาะผิวด้านนอกให้เป็นร่องโดยรอบเรียกว่า สล็อต (Slot) ตรงกลางแผ่นเจาะรูสำหรับสอดเพลาลำนำแผ่นเหล็กมาอัดเข้าด้วยกันจะได้เป็นแกนโรเตอร์ นำแกนโรเตอร์ไปวางในพิมพ์เพื่อฉีดอลูมิเนียมเหลวเข้าไปจะได้อลูมิเนียมอัดแน่นอยู่ในร่องสล็อต และมีครีบบนออกไปสองข้างเพื่อใช้เป็นใบพัดระบายความร้อน

2) แบบขดลวดพันรอบโรเตอร์

โรเตอร์แบบนี้แตกต่างจากกรงกระรอกคือ มีขดลวดทองแดงพันรอบโรเตอร์ส่วนปลายของขดลวดนี้จะต่อกับวงแหวนเลื่อน (Slip ring) ที่ถูกสัมผัสกับแปรงถ่าน (Brush)

2.1.2 หลักการทำงานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส

เมื่อทำการจ่ายแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับให้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสจะทำให้เกิดกระแสไหลในขดลวดเกิดสนามแม่เหล็กไหลในขดลวดเกิดสนามแม่เหล็กขึ้นที่ขดลวดสเตเตอร์โดยสนามแม่เหล็กที่สเตเตอร์นี้จะยุบและพองตัวตามการเปลี่ยนแปลงของรูปคลื่นไซน์ของแหล่งจ่ายที่ป้อนให้กับมอเตอร์ทำให้เกิดสนามแม่เหล็กหมุนที่เคลื่อนที่ไปตัดกับตัวนำในขดลวดที่โรเตอร์เกิดแรงเคลื่อนเหนี่ยวนำไปสร้างสนามแม่เหล็กที่โรเตอร์ สนามแม่เหล็กหมุนที่ขดลวดสเตเตอร์นี้จะไปดึงดูดกับสนามแม่เหล็กที่โรเตอร์ให้หมุนไปในทิศทางเดียวกัน โดยที่ความเร็วรอบของโรเตอร์จะหมุนต่ำกว่าความเร็วสนามแม่เหล็กหมุน (Synchronous speed : $\omega_s : N_s$) ความเร็วเชิงมุมที่ความเร็วเชิงโครนัสของมอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟสจะขึ้นอยู่กับความถี่ทางไฟฟ้าจากแหล่งจ่ายสามารถพิจารณาได้จากสมการที่ (2.1)

$$\omega_{sync} = \frac{2}{P} 2\pi f_e = \frac{2}{P} \omega_e \quad (2.1)$$

โดยที่ ω_{sync} คือ ความเร็วเชิงมุมทางกลของสนามแม่เหล็กหมุน (rad/s)

P คือ จำนวนขั้วแม่เหล็กไฟฟ้าของมอเตอร์

f_e คือ ความถี่ทางไฟฟ้าของแหล่งจ่ายแรงดันที่ขดลวดสเตเตอร์

ω_e คือ ความเร็วเชิงมุมทางไฟฟ้าของสนามแม่เหล็กหมุน (rad/s)

จากสมการที่ (2.1) สามารถคำนวณค่าความเร็วเชิงโครนัสของมอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟสในหน่วยรอบต่อนาที ได้ดังสมการที่ (2.2)

$$n_{sync} = 60 \times \frac{\omega_{sync}}{2\pi} = \frac{120 f_e}{P} \quad (2.2)$$

เราทราบว่าโรเตอร์ของมอเตอร์อินดักชันจะหมุนไปทางเดียวกันกับสนามแม่เหล็กหมุนของสเตเตอร์ แต่ไม่ได้หมุนด้วยความเร็วเชิงโครนัส ความแตกต่างระหว่างความเร็วเชิงโครนัส (n_{sync}) กับความเร็วของโรเตอร์ทางกล (n_m) เรียกว่า ความเร็วสลลิป (Slip Speed : n_{slip}) แสดงดังสมการที่ (2.3)

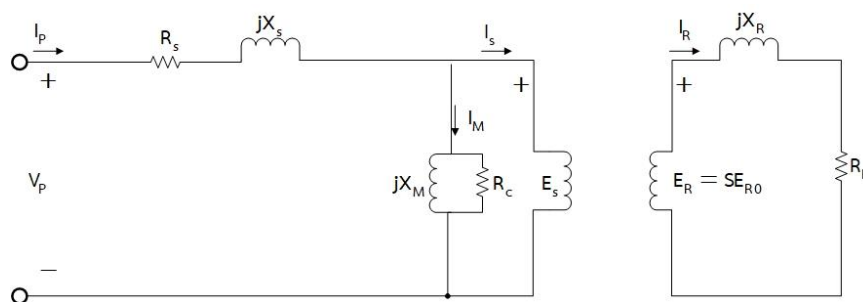
$$n_{slip} = n_{sync} - n_m \quad (2.3)$$

อัตราส่วนระหว่าง n_{slip} และ n_{sync} เรียกว่า สลลิป (Slip : S) แปลงเป็นระบบ Per-Unit ได้ดังสมการที่ (2.4)

$$s = \frac{n_{slip}}{n_{sync}} (100\%) \quad (2.4)$$

2.1.3 วงจรสมมูลมอเตอร์

โครงสร้างของมอเตอร์เหนี่ยวนำมีลักษณะคล้ายคลึงกับหม้อแปลงไฟฟ้า เพียงแต่ต่างกันตรงที่ด้านทุติยภูมิของมอเตอร์เหนี่ยวนำสามารถหมุนได้ ดังนั้นเราจึงสามารถเขียนวงจรสมมูลของมอเตอร์เหนี่ยวนำต่อเฟสได้ในลักษณะเดียวกับหม้อแปลงไฟฟ้าแสดงดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 วงจรแปลงมอเตอร์เหนี่ยวนำ

และ ความถี่ของโรเตอร์สามารถเปลี่ยนแปลงตามค่าสลิป แสดงดังสมการที่ (2.5)

$$f_r = S f_e \quad (2.5)$$

ดังนั้น ความต้านทานในขดลวดตัวนำของโรเตอร์ หาได้จากสมการที่ (2.6)

$$X_R = \omega_r L_R = 2\pi f_r L_R \quad (2.6)$$

แทนสมการที่ (2.5) ลงในสมการที่ (2.6) จะได้ว่าความต้านทานในขดลวดตัวนำของโรเตอร์ขึ้นกับค่าสลิป แสดงดังสมการที่ (2.7)

$$X_R = S(2\omega_r f_e L_R) = S X_{R0} \quad (2.7)$$

เพราะฉะนั้น กระแสไฟฟ้าที่ขดลวดตัวนำในโรเตอร์ หาได้จากสมการที่ (2.8)

$$I_R = \frac{E_{R0}}{\left(\frac{R_R}{S}\right) + jX_{R0}} \quad (2.8)$$

โดยที่ I_R คือ กระแสไฟฟ้าที่ขดลวดตัวนำในโรเตอร์ (A)

E_{R0} คือ แรงดันไฟฟ้าที่โรเตอร์ (V)

R_R คือ ความต้านทานที่ขดลวดในโรเตอร์ (Ω)

S คือ ค่าสลิป

X_{R0} คือ ค่าความต้านทานในขดลวดตัวนำในโรเตอร์ (Ω)

เนื่องจากค่าพารามิเตอร์ในฝั่งของโรเตอร์สามารถโอนย้ายไปฝั่งสเตเตอร์ได้เช่นเดียวกับหม้อแปลงไฟฟ้าได้โดยผ่านอัตราส่วนของจำนวนขดลวดของสเตเตอร์และโรเตอร์ (Turn ratio : a_{eff}) แสดงได้ดังสมการที่ (2.9-2.12) และสามารถเขียนวงจรสมมูลของมอเตอร์เหนี่ยวนำต่อเฟสได้ดังรูปที่ 1

$$E'_R = a_{eff} E_{R0} \quad (2.9)$$

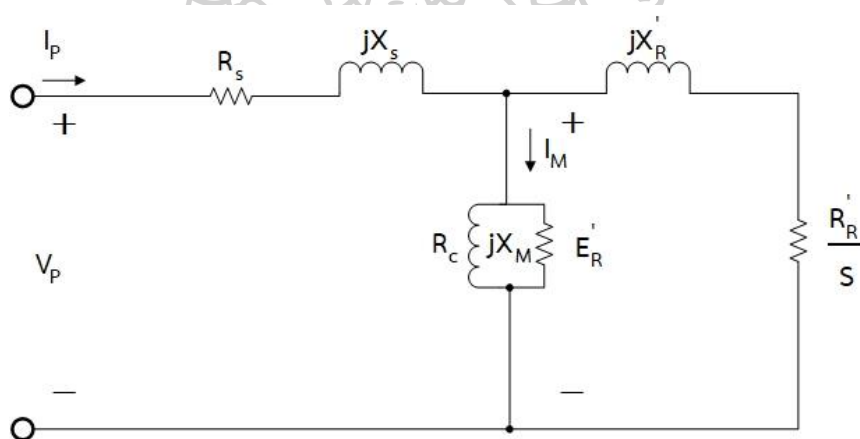
กระแสไฟฟ้าที่ขดลวดตัวนำในโรเตอร์ มีค่าเท่ากับ

$$I'_R = \frac{I_R}{a_{eff}} \quad (2.10)$$

ค่าความต้านทานที่ขดลวดและขดลวดตัวนำในโรเตอร์ มีค่าเท่ากับ

$$\frac{R'_R}{S} = a_{eff}^2 \frac{R_R}{S} \quad (2.11)$$

$$jX'_R = a_{eff}^2 X_{R0} \quad (2.12)$$

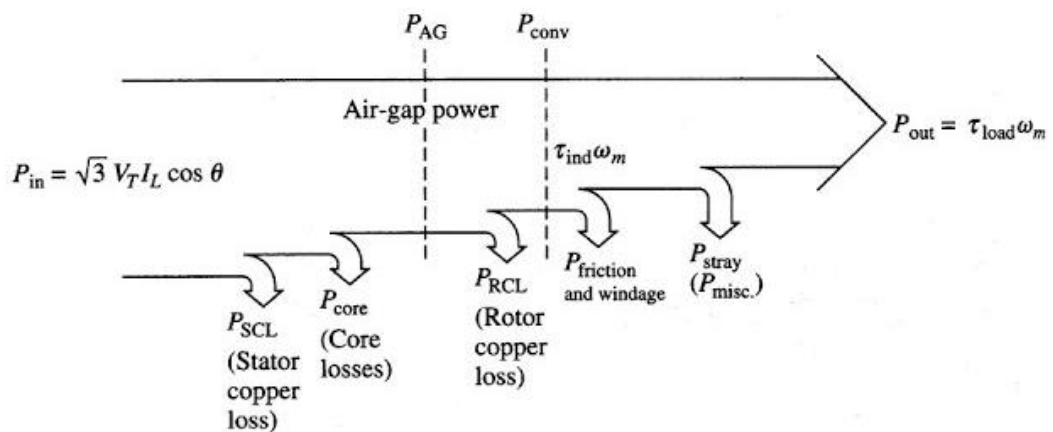


รูปที่ 2 วงจรสมมูลมอเตอร์เหนี่ยวนำต่อเฟส

จากรูปที่ 2 เห็นได้ว่าถ้าค่า S ยิ่งมาก I'_R ก็มาก ส่งผลให้ I_p มากตาม ณ สถานะที่มอเตอร์หยุดนิ่ง หรือโรเตอร์ไม่หมุน คือ S มีค่าเป็น 1 ส่งผลให้กระแสไฟฟ้าที่ขดลวดตัวนำในโรเตอร์มีค่ามากที่สุด ($I'_{R,max}$) และเมื่อ ณ สถานะที่โรเตอร์หมุนด้วยความเร็วเท่ากับความเร็วซิงโครนัส คือ S มีค่าเป็น 0 ส่งผลให้กระแสไฟฟ้าที่ขดลวดตัวนำในโรเตอร์มีค่าเป็น 0 หรือแรงบิดในส่วนของโรเตอร์มีค่าเท่ากับ 0 การรับโหลดของมอเตอร์ส่งผ่านเข้าสู่ระบบในรูปของการเปลี่ยนแปลงของค่าสลิป S ถ้าโหลดน้อยค่าสลิป S เข้าใกล้ 0 แต่ถ้าโหลดมากค่าสลิป S จะมีค่าเข้าใกล้ 1

จากวงจรสมมูลของมอเตอร์เหนี่ยวนำในรูปที่ 2 ช่วยอธิบายการทำงานของมอเตอร์ให้เข้าใจมากยิ่งขึ้น และยังช่วยในการอธิบายค่ากำลังไฟฟ้าและกำลังสูญเสียต่างๆที่เกิดขึ้นในมอเตอร์

ได้อีกด้วย ความสัมพันธ์ของกำลังไฟฟ้าขาเข้า (P_{in}) และกำลังทางกลขาออก (P_{out}) แสดงเป็น ไดอะแกรมของกำลังต่างๆในมอเตอร์เหนี่ยวนำได้ดังรูปที่ 2 โดย P_{AG} คือ กำลังไฟฟ้าที่ใช้ถ่ายโอน ข้ามช่องว่างอากาศ (Air gap power) และ P_{conv} คือ กำลังที่เปลี่ยนแปลงจากกำลังทางไฟฟ้าไปเป็น กำลังทางกลหรือเรียกว่ากำลังภายใน (Internal power) ส่วน $P_{F\&W}$, P_{stray} และ P_{core} คือ กำลังที่ สูญเสียในทางกลต่างๆ เมื่อรวมกันเรียกว่า กำลังสูญเสียจากการหมุนตัวเปล่า (Rotational losses)



รูปที่ 3 ไดอะแกรมของกำลังต่างๆในมอเตอร์เหนี่ยวนำ

(ที่มา : [https://www.academia.edu/41701330/Modern Power Electronics and AC Drives](https://www.academia.edu/41701330/Modern_Power_Electronics_and_AC_Drives))

จากวงจรสมมูลของมอเตอร์เหนี่ยวนำต่อเฟสและไดอะแกรมการไหลของกำลังต่างๆในมอเตอร์ จึงสามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าและกำลังที่สูญเสียต่างๆ ได้ดังนี้ กำลังไฟฟ้าขาเข้า มีค่าเท่ากับ

$$P_{in} = 3V_p I_p \cos \theta = \sqrt{3} V_T I_L \cos \theta \quad (2.13)$$

โดยที่ $V_p = \frac{V_L}{\sqrt{3}}$ คือ ค่าแรงดันไฟฟ้าต่อเฟส (V)

$I_p = I_L$ คือ กระแสไฟฟ้าที่ขดลวดสเตเตอร์ (A)

กำลังไฟฟ้าสูญเสียในขดลวดสเตเตอร์ มีค่าเท่ากับ

$$P_{SCL} = 3I_p^2 R_s \quad (2.14)$$

กำลังไฟฟ้าที่สูญเสียในแกนเหล็ก มีค่าเท่ากับ

$$P_{core} = \frac{3E_R'^2}{R_c} \quad (2.15)$$

กำลังไฟฟ้าที่ช่องว่างอากาศ (Air Gap) มีค่าเท่ากับ

$$P_{AG} = 3I_R'^2 \frac{R'_R}{S} \quad (2.16)$$

$$\text{หรือ } P_{AG} = P_{in} - P_{SCL} - P_{core}$$

กำลังไฟฟ้าสูญเสียในขดลวดโรเตอร์ มีค่าเท่ากับ

$$P_{RCL} = 3I_R'^2 R'_R \quad (2.17)$$

ดังนั้น กำลังทางไฟฟ้าที่ถูกแปลงไปเป็นกำลังทางกล มีค่าเท่ากับ

$$P_{conv} = P_{AG} - P_{RCL} \quad (2.18)$$

แทนสมการที่ (2.16) และ (2.17) ลงในสมการที่ (2.18) ทำให้ได้

$$P_{conv} = 3I_R'^2 \frac{R'_R}{S} - 3I_R'^2 R'_R \quad (2.19)$$

รูปสมการ (2.19)

$$P_{conv} = 3I_R'^2 R'_R \left(\frac{1-S}{S} \right) \quad (2.20)$$

กำลังทางกลขาออก มีค่าเท่ากับ

$$P_{out} = P_{conv} - P_{F\&W} - P_{misc} \quad (2.21)$$

เนื่องจาก สมการความเร็วเชิงมุมของมอเตอร์มีค่าเท่ากับ

$$\begin{aligned} \omega_r &= \frac{P}{2} \omega_m \\ v_{ar} &= i_{ar} r_r + \frac{d\lambda_{ar}}{dt} \\ v_{br} &= i_{br} r_r + \frac{d\lambda_{br}}{dt} \\ v_{cr} &= i_{cr} r_r + \frac{d\lambda_{cr}}{dt} \end{aligned} \quad (2.22)$$

โดยที่ ω_r คือ ความเร็วเชิงมุมทางไฟฟ้าของแกนเฟลตามอเตอร์ (Electrical shaft speed)

ω_m คือ ความเร็วเชิงมุมทางกลของแกนเฟลตามอเตอร์ (Mechanical shaft speed)

ดังนั้น ความเร็วเชิงมุมทางไฟฟ้าของสนามแม่เหล็กหมุน (ω_e) มีค่าเท่ากับผลรวมของความเร็วเชิงมุมทางไฟฟ้าของโรเตอร์กับความเร็วเชิงมุมทางไฟฟ้าของสลิป

$$\omega_e = \omega_r + \omega_{slip} \quad (2.23)$$

โดยที่ $\omega_{slip} = S\omega_e$ คือ ความเร็วเชิงมุมทางไฟฟ้าของสลิป

แทนค่า ω_r จากสมการที่ (2.22) ลงในสมการที่ (2.23)

$$\omega_e - \omega_{slip} = \frac{P}{2} \omega_m$$

$$\frac{P}{2} \omega_m = \omega_e - S \omega_e \quad (2.24)$$

ดังนั้น ความเร็วเชิงมุมทางกลของแกนเฟลตามอเตอร์ (ω_m) มีค่าเท่ากับ

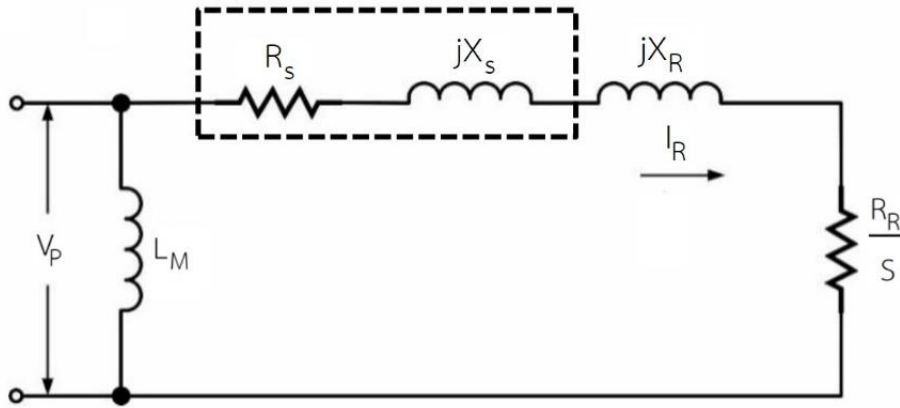
$$\omega_m = \frac{2}{P} \omega_e (1 - S) \quad (2.25)$$

เพราะฉะนั้นสมการแรงบิด มีค่าเท่ากับ

$$T_{em} = \frac{P_{conv}}{\omega_m} = \frac{P_{AG} (1 - S)}{\frac{2}{P} \omega_e (1 - S)} \quad (2.26)$$

แทนค่าสมการ (2.21) ในสมการ (2.31) มีค่าเท่ากับ

$$T_{em} = \frac{3PI_R'^2 R_R'}{2\omega_e S} \quad (2.27)$$



รูปที่ 4 วงจรสมมูลต่อเฟสของมอเตอร์เหนี่ยวนำโดยการประมาณค่า

ในทางอุดมคติ เมื่อกำหนดค่าอิมพีแดนซ์ทางด้านขดลวดสเตเตอร์ ($R_s + jX_s$) มีค่าต่ำมาก เมื่อเทียบกับค่ารีแอคแตนซ์ (jX_M) และค่าความต้านทานแกนเหล็กที่มีค่าเป็นอนันต์ (∞) ดังนั้น จึงไม่มีกระแสไฟฟ้าไหลผ่านตัวต้านทาน (R_c) สามารถเขียนวงจรสมมูลใหม่ได้ดังรูปที่ 4 โดยการโอนย้ายค่าพารามิเตอร์ในฝั่งของสเตเตอร์ไปฝั่งโรเตอร์ และแรงดันไฟฟ้าตกคร่อมตัวเหนี่ยวนำในแกนเหล็ก (L_M) มีค่าประมาณแหล่งจ่าย (V_p) จากรูปที่ 4 กระแสไฟฟ้าของโรเตอร์ มีค่าเท่ากับ

$$I_R = \frac{V_p}{\sqrt{\left(R_s + \frac{R_R}{S}\right)^2 + (X_s + X_R)^2}} \quad (2.28)$$

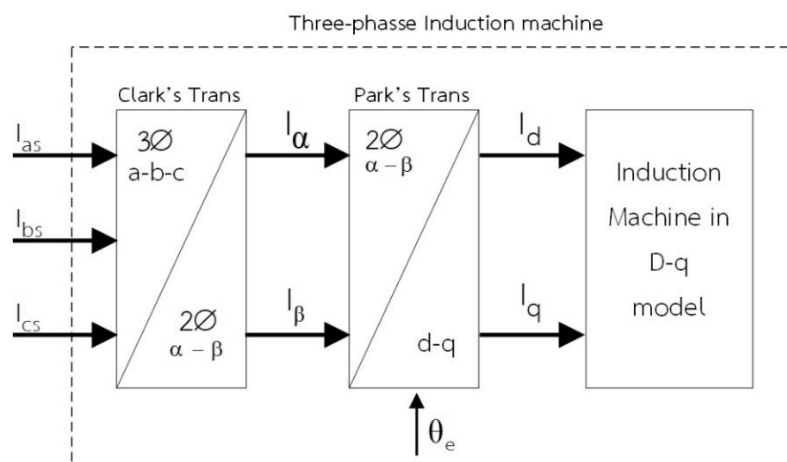
แทนค่าสมการที่ (2.33) ในสมการที่ (2.32) ทำให้ได้แรงบิด มีค่าเท่ากับ

$$T_{em} = 3 \left(\frac{P}{2} \right) \frac{R'_R}{S \omega_e} \frac{V_P^2}{\left(R_s + \frac{R'_R}{S} \right)^2 + (X_s + X_R)^2} \quad (2.29)$$

2.2 แบบจำลองทางพลวัตของมอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟส

การจำลองทางพลวัตของมอเตอร์ต้องอาศัยการจำลองสมการทางคณิตศาสตร์[1], [2] และการทดสอบค่าพารามิเตอร์ต่างๆของมอเตอร์ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ผลการทำงาน และสมรรถนะของมอเตอร์อย่างถูกต้อง โดยพื้นฐานการจำลองทางพลวัตของมอเตอร์ในกรอบอ้างอิงที่ความเร็วเชิงมุมใดๆ (Arbitrary reference frame) กรอบอ้างอิงแกนนิ่ง (Stationary reference frame) และกรอบอ้างอิงแกนหมุน (Rotating reference frame) เริ่มต้นจากการแปลงแกนจากระบบไฟฟ้าสามเฟส ($a-b-c$) ไปยังระบบสองเฟส ($\alpha-\beta$) เรียกว่า กรอบอ้างอิงแกนนิ่ง และการแปลงจากระบบสองเฟสไปเป็นระบบไฟตรง ($d-q$) เรียกว่า กรอบอ้างอิงแกนหมุน ซึ่งนำแบบจำลองทางพลวัตไปใช้ในการควบคุมความเร็วรอบ และแรงบิดของมอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟส

การควบคุมแบบเวกเตอร์เพื่อให้มอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับมีพารามิเตอร์ภายในเช่นเดียวกับมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสตรง แสดงดังรูปที่ 5 มอเตอร์เหนี่ยวนำสามเฟสต่ออยู่กับแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับสามเฟสโดยมีกระแส i_{as} , i_{bs} และ i_{cs} ทำหน้าที่เป็นกระแสสร้างฟลักซ์แม่เหล็ก และแรงบิดให้กับมอเตอร์ ในทางทฤษฎีสามารถใช้คณิตศาสตร์ในการแปลงกระแส i_{as} , i_{bs} และ i_{cs} ให้เป็นไฟฟ้ากระแสสลับสองเฟส คือ i_α และ i_β แปลงในกรอบอ้างอิงแกนนิ่ง (Clarke's transformation) ซึ่งกระแสทั้งสองนี้มีมุมห่างกัน 90 องศาทางไฟฟ้า จากนั้นกระแส i_α และ i_β ถูกแปลงให้เป็นไฟฟ้ากระแสตรง i_d และ i_q แปลงในกรอบอ้างอิงแกนหมุน (Park's transformation) จากทฤษฎีการควบคุมปริมาณของกระแส i_d ถูกใช้ในการควบคุมฟลักซ์แม่เหล็กและปริมาณของกระแส i_q ถูกใช้ในการควบคุมแรงบิดของมอเตอร์ ดังนั้น ในการควบคุมแบบเวกเตอร์ขนาดของกระแส i_d และ i_q จึงถึงถูกใช้เป็นกระแสเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกับกระแสจริงของมอเตอร์



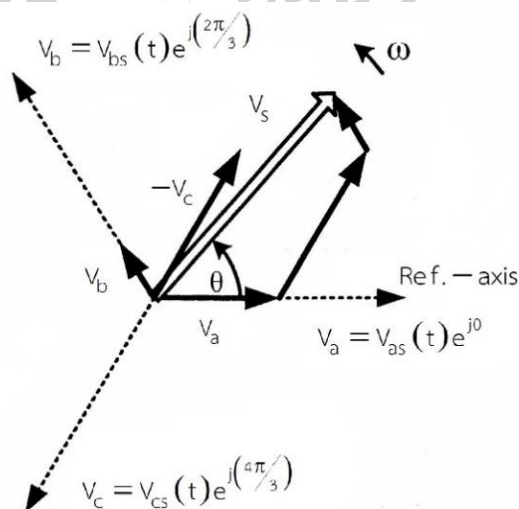
รูปที่ 5 การประยุกต์ใช้การแปลงแกนในมอเตอร์ไฟฟ้าเหนี่ยวนำสามเฟส

2.2.1 การแปลงแกนในกรอบอ้างอิงแกนนิ่ง

การแปลงแกนระบบสามเฟส $a-b-c$ ไปเป็นระบบสองเฟส i_α และ i_β หรือเรียกว่า Clarke's transformation ซึ่งคิดค้นโดยวิศวกรไฟฟ้าชาวอเมริกันชื่อ Edith Clarke แสดงดังรูป 6 ในระบบสามเฟส $a-b-c$ แสดงดังรูปที่ 7 ประกอบไปด้วย แรงดัน v_{as} , v_{bs} และ v_{cs} เป็นแรงดันสามเฟส ที่จ่ายให้ขดลวด สเตเตอร์ของมอเตอร์ โดยแต่ละเวกเตอร์ห่างกัน 120° ทางไฟฟ้า ดังนั้นแรงดันเฟสที่ความเร็วเชิงมุมใด ๆ มีเท่ากับ

$$\begin{aligned} v_{as}(t) &= v_{as} \cos(\omega t) \\ v_{bs}(t) &= v_{bs} \cos(\omega t - 120^\circ) \\ v_{cs}(t) &= v_{cs} \cos(\omega t + 120^\circ) \end{aligned} \quad (2.30)$$

เมื่อ ω เมื่อความเร็วเชิงมุมมีหน่วยเป็น rad/sec



รูปที่ 6 ระบบไฟฟ้าสามเฟส $a-b-c$ ที่ $\omega t = \theta \approx 40^\circ$

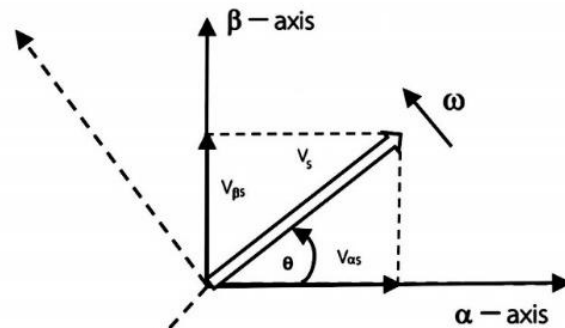
สเปซเวกเตอร์แรงดัน $v_s(t)$ คำนวณได้จากผลรวมของเวกเตอร์แรงดันทั้งสามเฟส ณ เวลาใดๆ จากแรงดันที่อยู่ในรูปฟังก์ชันไซน์ซอซด์เขียนให้อยู่ในรูปจำนวนเชิงซ้อน มีค่าเท่ากับ

$$v_s(t) = v_{as}(t) + v_{bs}(t)e^{j\frac{2\pi}{3}} + v_{cs}(t)e^{j\frac{4\pi}{3}} \quad (2.31)$$

เมื่อ $e^{j\theta} = \cos\theta + j\sin\theta$

แทนค่าสมการ (2.30) ลงในสมการ (2.31) สเปซเวกเตอร์แรงดันมีค่าเท่ากับ

$$\begin{aligned} v_s(t) &= v_{as}(t)(\cos(0^\circ) + j\sin(0^\circ)) \\ &+ v_{bs}(t)(\cos(120^\circ) + j\sin(120^\circ)) \\ &+ v_{cs}(t)(\cos(-120^\circ) + j\sin(-120^\circ)) \end{aligned} \quad (2.32)$$



รูปที่ 7 ระบบไฟฟ้าสองเฟส ($\alpha - \beta$)

ในการคำนวณสมการแรงดัน v_s ในระนาบเชิงซ้อน เวกเตอร์แรงดัน มีค่าเท่ากับ

$$v_s = v_{\alpha s} + jv_{\beta s} \quad (2.33)$$

จากสมการ (2.40) จัดรูปใหม่ในเทอมของแรงดัน $v_{\alpha s}$ และแรงดัน $v_{\beta s}$

$$v_{\alpha s} = v_{as}(t)(\cos 0^\circ) + v_{bs}(t)(\cos 120^\circ) + v_{cs}(t)(\cos -120^\circ) \quad (2.33)$$

$$v_{\beta s} = v_{as}(t)(\sin 0^\circ) + v_{bs}(t)(\sin 120^\circ) + v_{cs}(t)(\sin -120^\circ) \quad (2.34)$$

สมการ (2.33) และ (2.34) จัดรูปให้อยู่ในสมการเมตริก

$$\begin{bmatrix} v_{\alpha s}(t) \\ v_{\beta s}(t) \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

ดังนั้น เมตริกของการทรานฟอร์ม มีค่าเท่ากับ

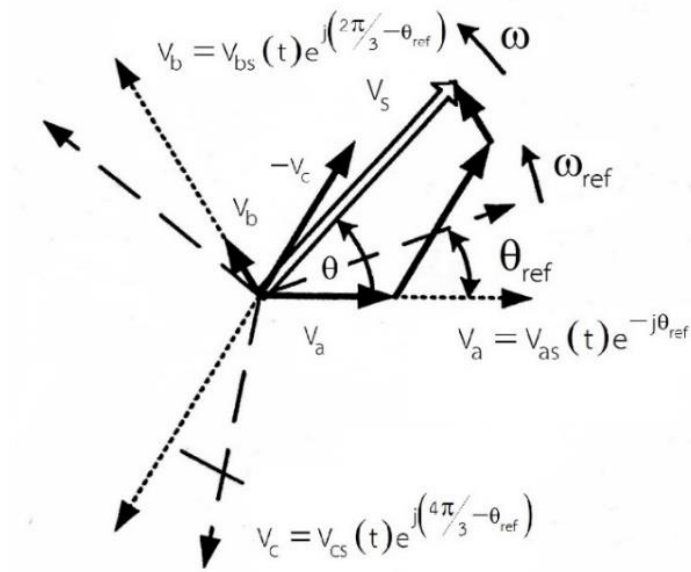
$$[T_{\alpha\beta}] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

จากสมการที่ 2.35 นำมาวิเคราะห์ได้ดังรูปที่ 7 ถูกเปลี่ยนให้อยู่ในระบบสองเฟส ในระนาบจำนวนเชิงซ้อน ระนาบ x เป็นจำนวนจริง (Real number) และระนาบ y เป็นจำนวนจินตภาพ (Imaginary number) จากรูปจะพบว่า เวกเตอร์แรงดัน v_s หมุนรอบจุดกำเนิดในทิศทางเข็มนาฬิกาด้วยความเร็ว ω ในขณะที่แกน α และ β อยู่กับที่ โดยมีสมการทรานฟอร์มแสดงตามสมการที่ (2.36) จากสมการพบว่ามีค่าคงที่ $3/2$ ถูกคูณเข้ามาในสมการเพื่อให้ยอดของค่าอินพุตสามเฟส เท่ากันกับค่ายอดของเอาต์พุตสองเฟส

2.2.2 การแปลงแกนในกรอบอ้างอิงแกนหมุนที่ความเร็วเชิงมุม

ทฤษฎีการแปลงแกนจากระบบไฟฟ้าสามเฟส ไปเป็นระบบไฟฟ้าสองเฟสได้ถูกพัฒนาเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ในระบบไฟฟ้ากำลังและเครื่องจักรกลเชิงโรตารี โดยวิศวกรไฟฟ้าชาวอเมริกัน Robert H. Park ในช่วงปลายทศวรรษที่ 1920 Park's transformation เป็นทฤษฎีที่ใช้วิเคราะห์แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า และฟลักซ์เกี่ยวคดในในระบบไฟฟ้าสามเฟสให้อยู่ในรูปกรอบอ้างอิงแกนหมุนเป็นผลให้แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า และฟลักซ์เกี่ยวคดเป็นปริมาณค่าคงที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาแสดงดังรูปที่ 8 เมื่อกำหนดให้แนวอ้างอิง (Reference axis) ย้ายแนวแกน 0 องศาไปตามแนวองศาอ้างอิง θ_{ref} แสดงดังรูปที่ 9 เวกเตอร์แรงดันไฟฟ้าในแต่ละเฟสเทียบกับแกนอ้างอิงใหม่มีค่าเท่ากับ

$$\begin{aligned} v_{as} &= v_{as}(t)e^{-j\theta_{ref}} \\ v_{bs} &= v_{bs}(t)e^{-(j\theta_{ref}-2\pi/3)} \\ v_{cs} &= v_{cs}(t)e^{-(j\theta_{ref}-4\pi/3)} \end{aligned} \quad (2.37)$$



รูปที่ 8 ระบบไฟฟ้าสามเฟส a-b-c

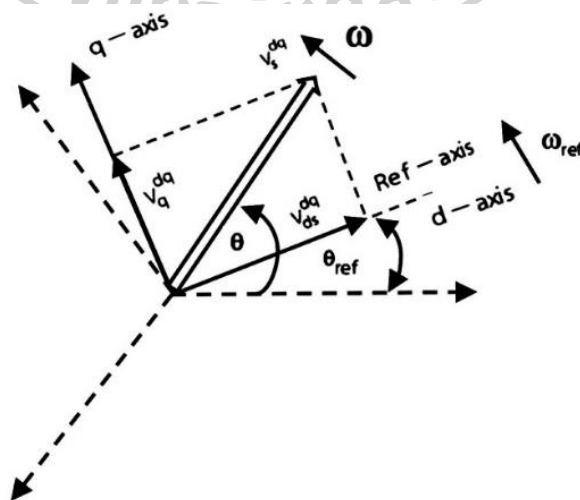
ดังนั้น สมการสเปซเวกเตอร์แรงดัน มีค่าเท่ากับ

$$v_s = v_{as}(t)e^{-j\theta_{ref}} + v_{bs}(t)e^{-j(\theta_{ref} - 2\pi/3)} + v_{cs}(t)e^{-j(\theta_{ref} - 4\pi/3)} \quad (2.38)$$

เมื่อ $e^{-j\theta_{ref}} = \cos\theta_{ref} - j\sin\theta_{ref}$

สเปซเวกเตอร์แรงดันในระนาบเชิงซ้อนมีค่าเท่ากับ

$$\begin{aligned} v_s(t) = & v_{as}(\cos\theta_{ref} - j\sin\theta_{ref}) \\ & + v_{bs}(\cos(\theta_{ref} - 120^\circ) - j\sin(\theta_{ref} - 120^\circ)) \\ & + v_{cs}(\cos(\theta_{ref} + 120^\circ) - j\sin(\theta_{ref} + 120^\circ)) \end{aligned} \quad (2.39)$$



รูปที่ 9 ระบบไฟฟ้าสองเฟสในกรอบอ้างอิงแกนหมุน (d-q)

จากสมการที่ (2.47) แยกองค์ประกอบแรงดันในระนาบแกนหมุน **d-q** มีค่าเท่ากับ

$$\begin{aligned} v_{ds}(t) &= v_{as}(t)(\cos \theta_{ref}) + v_{bs}(t)(\cos(\theta_{ref} - 120^\circ)) + v_{cs}(t)(\cos(\theta_{ref} + 120^\circ)) \\ (2.40) \quad v_{qs}(t) &= v_{as}(t)(-\sin \theta_{ref}) + v_{bs}(t)(-\sin(\theta_{ref} - 120^\circ)) + v_{cs}(t)(-\sin(\theta_{ref} + 120^\circ)) \end{aligned} \quad (2.41)$$

นำสมการที่ (2.48) และ (2.49) จัดรูปให้อยู่ในสมการเมตริก

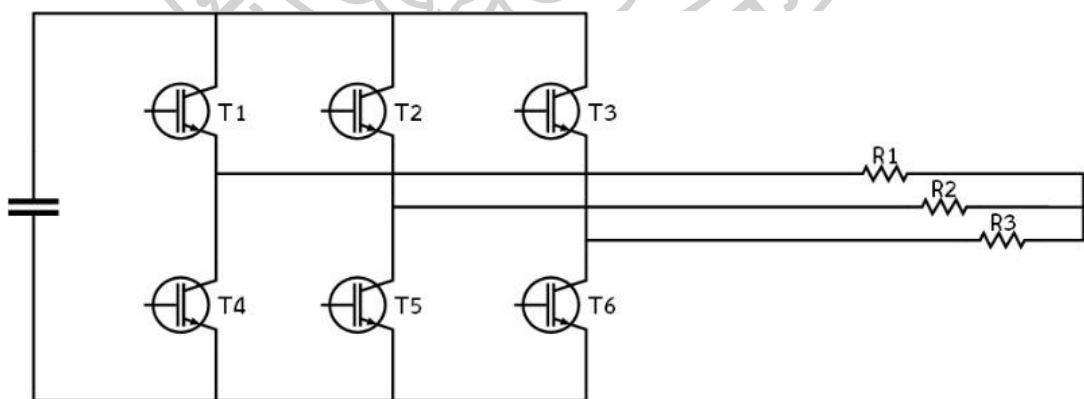
$$\begin{bmatrix} v_{ds}(t) \\ v_{qs}(t) \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta_{ref} & \cos(\theta_{ref} - 120^\circ) & \cos(\theta_{ref} + 120^\circ) \\ \sin \theta_{ref} & -\sin(\theta_{ref} - 120^\circ) & -\sin(\theta_{ref} + 120^\circ) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{as}(t) \\ v_{bs}(t) \\ v_{cs}(t) \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

ดังนั้น เมตริกของการทรานฟอร์ม มีค่าเท่ากับ

$$[T_{dq}(\theta_{ref})] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta_{ref} & \cos(\theta_{ref} - 120^\circ) & \cos(\theta_{ref} + 120^\circ) \\ \sin \theta_{ref} & -\sin(\theta_{ref} - 120^\circ) & -\sin(\theta_{ref} + 120^\circ) \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

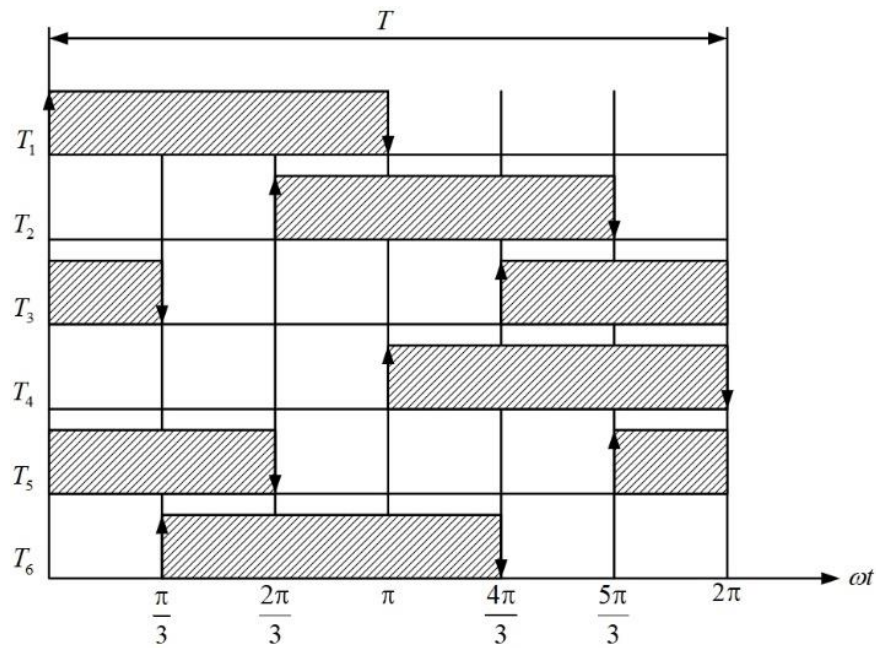
2.3 อินเวอร์เตอร์

การควบคุมมอเตอร์ไฟฟ้าเหนี่ยวนำแบบปรับสนามแม่เหล็ก [1], [2] จำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องใช้อุปกรณ์ที่มีความสามารถปรับขนาดของความถี่และมุมเฟสของกระแสในสเตเตอร์ทั้งสามเฟสได้ ซึ่งเรียกว่าอินเวอร์เตอร์ ซึ่งอินเวอร์เตอร์ที่ใช้ในการควบคุมมอเตอร์แบบปรับสนามแม่เหล็ก จำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องทำงานที่ความถี่สูงได้ โดยในโครงงานนี้ได้เลือกใช้อุปกรณ์ “ไอพีเอ็ม” (IPM : Intelligence power module) ซึ่งมีคุณสมบัติที่ดี คือเป็นการรวมวงจรภาคกำลังและเทคโนโลยีป้องกันรวมอยู่ด้วยกัน ปกติมอเตอร์ไฟฟ้าเหนี่ยวนำใช้แหล่งจ่ายแรงดันสามเฟส ที่มีลักษณะเป็นแหล่งจ่ายไฟอิสระ 3 ชุดโดยมีมุมต่างกัน 120°



รูปที่ 10 วงจรอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส

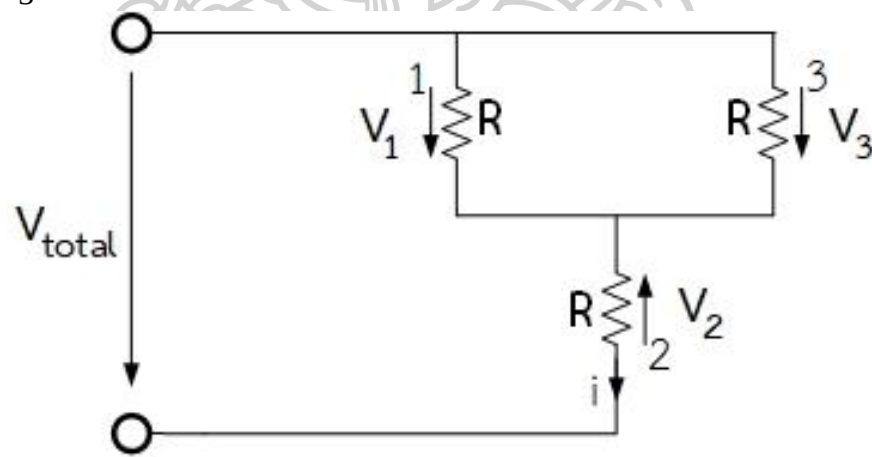
จากวงจร สวิตช์ที่อยู่กึ่งเดียวกันจะทำงานพร้อมกันไม่ได้ ซึ่งลักษณะการทำงานของสวิตช์จะเป็นดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 ลักษณะการทำงานของสวิตช์

วิเคราะห์การทำงาน เพื่อแสดงคลื่นเอาต์พุต (Output Wave From) ได้ดังนี้

$$1) 0 < \omega t < \frac{\pi}{3}$$



รูปที่ 12 วงจรสมมูล

ค่ากระแส

$$i = \frac{V_{total}}{\frac{R}{2} + R} = \frac{2}{3} \times \frac{V_{total}}{R} \quad (2.44)$$

$$V_1 = V_3 = i \frac{R}{2} \quad (2.45)$$

แรงดันเฟส

$$V_1 = V_3 = \frac{2}{3} \times \frac{V_{total}}{R} \times \frac{R}{2} = \frac{1}{3} V_{total} \quad (2.46)$$

$$V_2 = -iR = -\frac{3}{2} \frac{V_{total}}{R} R = -\frac{2}{3} V_{total} \quad (2.47)$$

แรงดันสาย

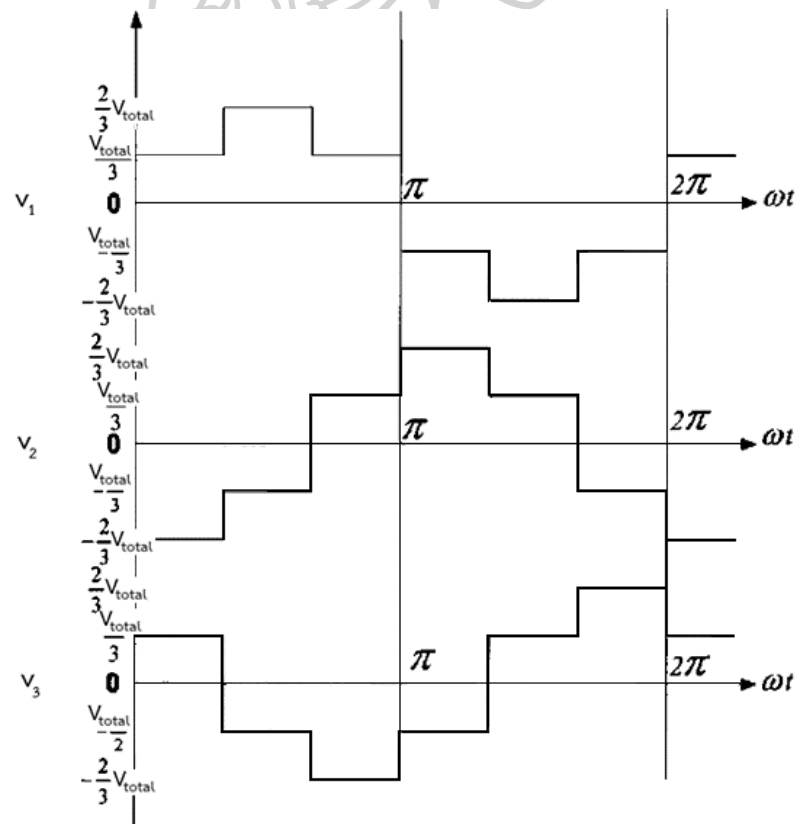
$$V_{12} = V_1 - V_2 = \frac{1}{3} V_{total} + \frac{2}{3} V_{total} = V_{total} \quad (2.48)$$

$$V_{23} = V_2 - V_3 = -\frac{2}{3} V_{total} + \frac{1}{3} V_{total} \quad (2.49)$$

$$V_{13} = V_1 - V_3 = \frac{1}{3} V_{total} - \frac{1}{3} V_{total} = 0 \quad (2.50)$$

ซึ่งการคิดช่วงเวลาที่เหลือก็คิดเช่นเดียวกันและเมื่อนำค่าทั้งหมดที่ได้มาเขียนแรงดันจะได้

ดังนี้

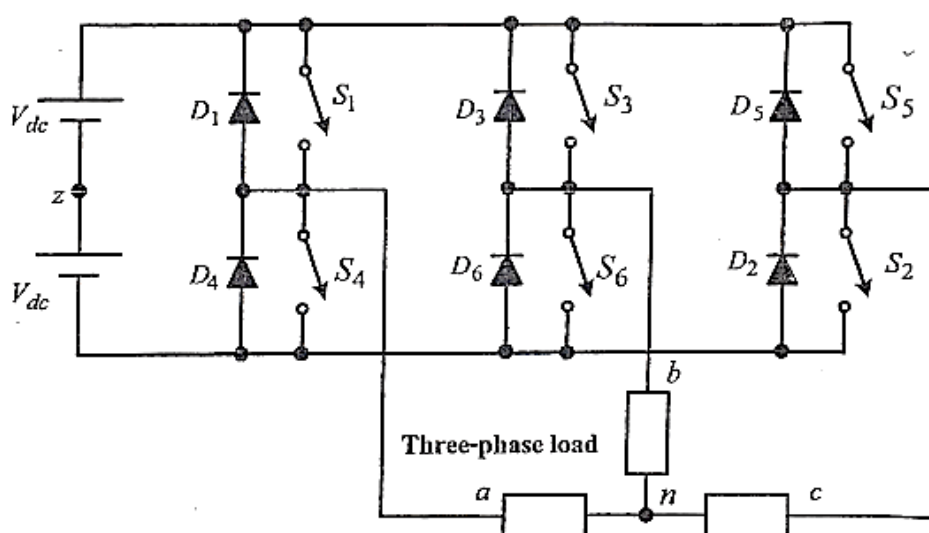


รูปที่ 13 เวกเตอร์ของแรงดันเฟส

2.3.1 อินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดัน 3 เฟส

อินเวอร์เตอร์สามเฟสประกอบไปด้วยสวิตช์อิเล็กทรอนิกส์กำลัง 6 ชุดดังแสดงในรูปที่ 14 ซึ่งเกิดจากการนำ Half-bridge inverter มาต่อขนานและประกอบเป็นวงจรสามเฟส ในแต่ละเฟสมีสัญญาณควบคุม v_a , v_b และ v_c ที่มีขนาดเท่ากันและมุมเฟสต่างกัน 120 องศา ซึ่งในแต่ละเฟสของแรงดันควบคุมนำมาเปรียบเทียบกับสัญญาณคลื่นพาห์เพื่อสร้างสัญญาณขับสวิตช์ เรียกหลักการสร้างสัญญาณเหล่านี้ว่า Sinusoidal pulse width modulation (SPWM) ดังแสดงตามรูปที่ 6 ซึ่งแรงดันในแต่ละกิ่งเฟส v_{az} , v_{bz} และ v_{cz} แรงดันไลน์ v_{ab} และแรงดันเฟสที่โหลด v_{an} เมื่อนำแรงดันควบคุม v_a เปรียบเทียบกับสัญญาณคลื่นพาห์ ทำให้ได้สัญญาณควบคุมสวิตช์ S_1 แรงดันควบคุม v_b เปรียบเทียบกับสัญญาณคลื่นพาห์ ทำให้ได้สัญญาณควบคุมสวิตช์ S_3 และสัญญาณควบคุม v_c เปรียบเทียบกับสัญญาณคลื่นพาห์ ทำให้ได้สัญญาณควบคุมสวิตช์ S_5 โดยที่สถานะการสวิตช์ของ S_4, S_6, S_2 มีสถานะการสวิตช์ตรงข้ามกับ S_1, S_3, S_5 ตามลำดับ กรณีที่อินเวอร์เตอร์สามเฟสต่ออยู่กับโหลดที่ต่อแบบสตาร์แรงดันเฟสที่ความถี่มูลฐานใดๆหรือแรงดันที่เทียบกับจุด z มีค่าเท่ากับ

$$V_{0,1} = (m_a)(V_{dc}) \text{ เมื่อ } 0 < m_a < 1 \quad (2.51)$$



รูปที่ 14 วงจรอินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดัน 3 เฟส (3 กิ่งเฟส)

แรงดันไลน์มีค่าเท่ากับ

$$V_{LL} = \sqrt{3}V_{phase} \quad (2.52)$$

แทนค่า (2.52) ลงในสมการ (2.51)

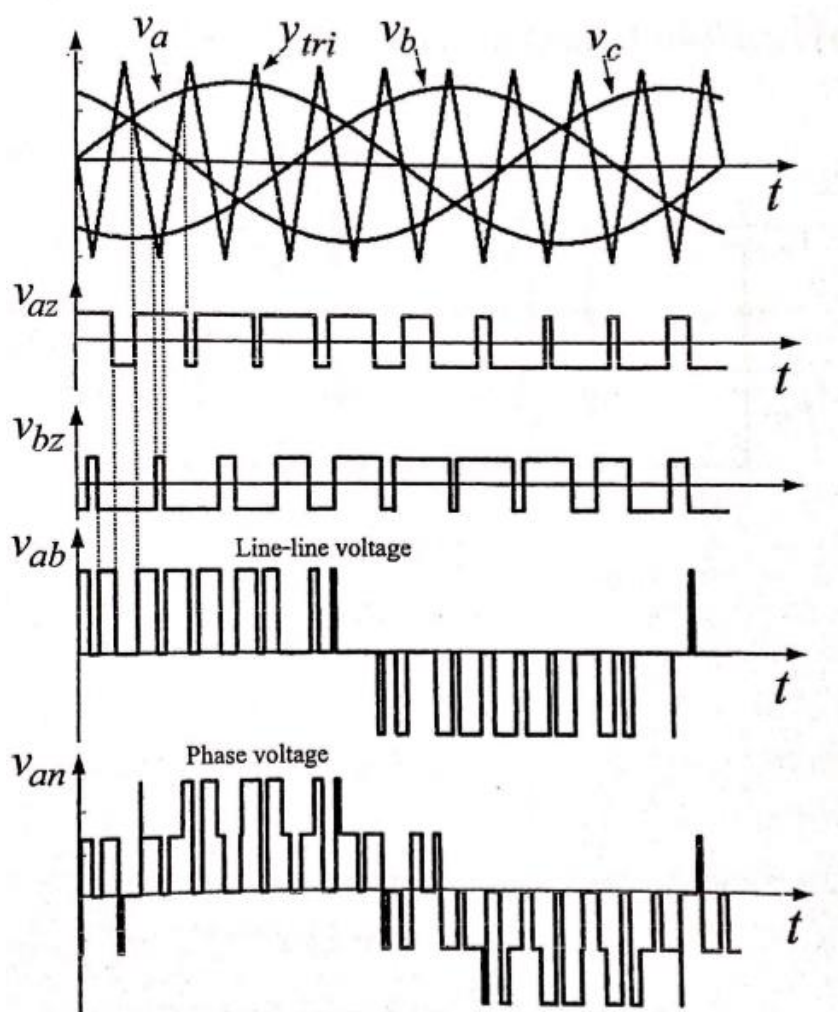
$$V_{LL} = \sqrt{3} m_a V_{dc} \quad (2.53)$$

หรือ

$$V_{LL} = \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} m_a V_{dc} \quad (2.54)$$

เมื่อแรงดันที่ตีซิปส์มีค่าเท่ากับ $2V_{dc}$ ดังนั้นแรงดันไลน์ทางด้านเอาต์พุตของอินเวอร์เตอร์สามเฟสคือ

$$V_{LL} = 0.612(m_a)(2V_{dc}) \quad (2.55)$$

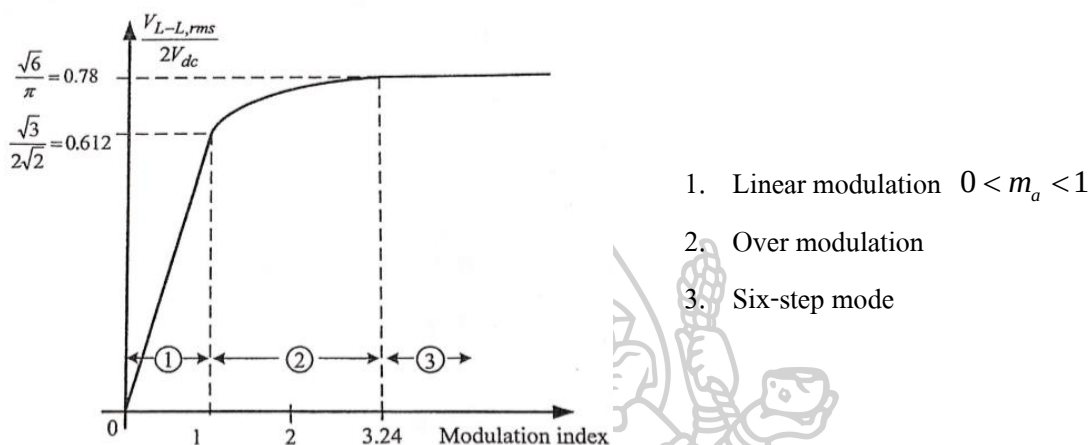


รูปที่ 15 การมอดูเลตความกว้างพัลส์แบบ 3 เฟส และรูปคลื่นแรงดันเฟสและแรงดันไลน์

(ที่มา : [www.researchgate.net/publication/225183500_Modern_Power_Electronics_and AC Drives](http://www.researchgate.net/publication/225183500_Modern_Power_Electronics_and_AC_Drives))

เมื่อทำการปรับ m_a ให้มีค่าสูงขึ้นแรงดันไลน์มีค่าเพิ่มขึ้นอย่างเป็นเชิงเส้นจนกระทั่ง m_a มีค่ามากกว่า 1 การเพิ่มของแรงดันจะไม่เป็นเชิงเส้น (Over modulation) ดังแสดงในรูปกราฟที่ 21 และเมื่อ m_a มีค่าเกินกว่า 3.24 แรงดันเฟสเอาต์พุตจะมีรูปคลื่นเป็นแรงดันสี่เหลี่ยมซึ่งจะมีค่าเท่ากับ

$$V_{phase} = \frac{4}{\pi} (V_{dc}) \quad (2.56)$$



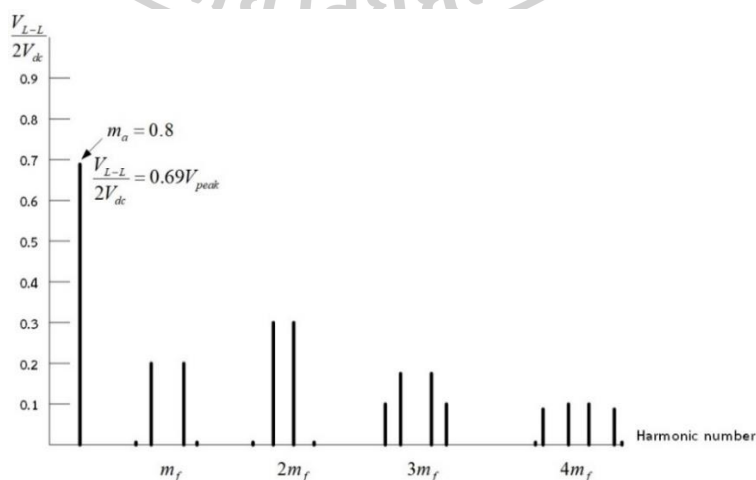
รูปที่ 16 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันเอาต์พุตกับดัชนีการมอดูเลตสำหรับ

อินเวอร์เตอร์ 3 เฟส แบบ (SPWM)

$$V_{LL} = \frac{\sqrt{3}}{2} \frac{4}{\pi} (V_{dc}) \quad (2.57)$$

หรือ

$$V_{LL} = 0.78(2V_{dc}) \quad (2.58)$$



รูปที่ 17 สเปกตรัมฮาร์โมนิกของแรงดันไลน์เอาต์พุตสำหรับอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส

จากรูปที่ 17 พบว่าแรงดันเฟสและแรงดันไลน์ PWM ทางด้านเอาต์พุตของอินเวอร์เตอร์มีความถี่มูลฐาน (Fundamental frequency (f_1)) ความถี่เดียวกันกับความถี่แรงดันตัวควบคุมหรือแรงดันอ้างอิง $V_{control}$ สเปกตรัมของฮาร์โมนิกแรงดันเอาต์พุตที่ได้มีกลุ่มฮาร์โมนิกรอบข้างเป็นจำนวนเท่าของ m_f ซึ่งมีค่าเท่ากับ $2m_f, 3m_f$ และ $4m_f$ ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 17 โดยกำหนดความสัมพันธ์ของความถี่รอบข้างดังนี้

$$n = jm_f \pm k \quad (2.59)$$

เมื่อ

n คือ ลำดับฮาร์โมนิก

j คือ จำนวนเท่าของมอดูเลตความถี่ m_f

k คือ ฮาร์โมนิกรอบข้าง (Sideband harmonic)

โดยเมื่อ j มีค่าเป็นจำนวนคี่ผลของลำดับฮาร์โมนิก k จะมีค่าเป็นจำนวนคู่

โดยเมื่อ j มีค่าเป็นจำนวนคู่ผลของลำดับฮาร์โมนิก k จะมีค่าเป็นจำนวนคี่

ตารางที่ 1 แรงดันตกคร่อมโหนดที่แต่ละสภาวะการสวิตช์

S_1	S_3	S_5	V_{an}	V_{bn}	V_{cn}	V_β	V_α	
0	0	0	0	0	0	0	0	$\overline{SV_0}$
0	0	1	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$\frac{4}{3}V_{dc}$	$-\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$\overline{SV_5}$
0	1	0	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$\frac{4}{3}V_{dc}$	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$\overline{SV_3}$
0	1	-1	$-\frac{4}{3}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	0	$-\frac{4}{3}V_{dc}$	$\overline{SV_4}$
1	0	0	$\frac{4}{3}V_{dc}$	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	$-\frac{2}{3}V_{dc}$	0	$\frac{4}{3}V_{dc}$	$\overline{SV_1}$
1	0	1	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$-\frac{4}{3}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$-\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$\overline{SV_6}$
1	1	0	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$-\frac{4}{3}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$\frac{2}{\sqrt{3}}V_{dc}$	$\overline{SV_2}$
1	1	1	0	0	0	0	0	$\overline{SV_7}$

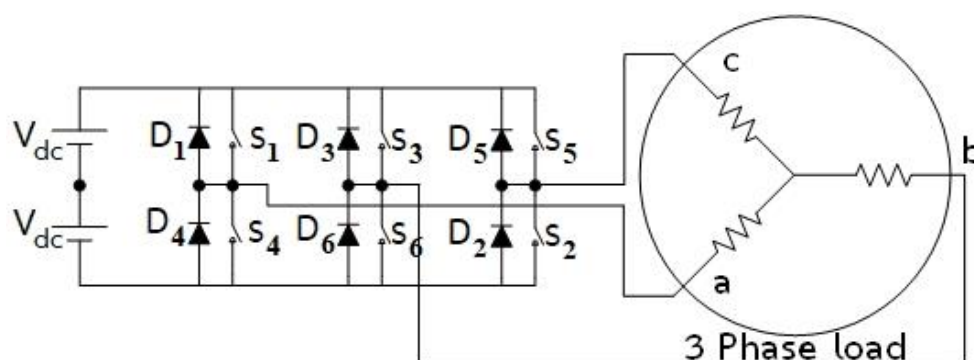
2.3.2 สเปซเวกเตอร์พัลส์วิดมอดูเลชันสำหรับอินเวอร์เตอร์สามกึ่งจ่ายแรงดัน 3 เฟส

หลักการทํางานของสเปซเวกเตอร์พัลส์วิดมอดูเลชัน (Space-vector pulse width modulation หรือ SVPWM) เกิดขึ้นประมาณกลางปี ค.ศ. 1980 ซึ่งมีข้อดีหลากหลายประการเมื่อเทียบกับวิธีการนำสัญญาณควบคุมรูปคลื่นไซน์มาเปรียบเทียบกับสัญญาณคลื่นพาห้ที่มีรูปสัญญาณเป็นรูปคลื่นสามเหลี่ยมหรือที่เรียกว่า Sinusoidal pulse width modulation (SPWM) หลักการของสเปซเวกเตอร์พัลส์วิดมอดูเลชันนั้นเป็นที่นิยมในปัจจุบัน เนื่องจากสามารถดำเนินการสร้างสัญญาณขับได้ง่ายด้วยการใช้ตัวประมวลผลที่เรียกว่าไมโครคอนโทรลเลอร์ซึ่งมีเสถียรภาพสูงและขีดความสามารถของหน่วยประมวลผลกลางที่มีความสามารถในการคำนวณทางคณิตศาสตร์ โดยประมวลผลได้ถึง 16 บิต หรือ 32 บิต อย่างแท้จริง นอกจากนี้ยังมีความเร็วในการประมวลผลสูงขึ้นอย่างมากและมีโมดูลฟังก์ชันพิเศษที่สามารถสร้างสัญญาณ PWM ได้อย่างง่าย ตัวอย่างเช่น โมดูล Motor control PWM (MCPWM) ของ dsPIC Microcontroller บริษัท Microchip Technology นอกจากหลักการ SVPWM ง่ายต่อการสร้างด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์แล้ว ยังให้ผลของแรงดันเอาต์พุตในย่านเชิงเส้นเพิ่มอีก 15 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งหลักการ SVPWM นี้จะได้อธิบายขั้นตอนการทำงานอย่างละเอียดดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2 ค่าคงที่ตัวคูณสำหรับอินเวอร์เตอร์ 3 เฟส

Harmoic Number (n)	$m_a = 0.2$	$m_a = 0.4$	$m_a = 0.6$	$m_a = 0.8$	$m_a = 1.0$
1	0.122	0.245	0.367	0.490	0.612
$m_f \pm 2$	0.010	0.037	0.080	0.135	0.195
$m_f \pm 4$				0.005	0.011
$2m_f \pm 1$	0.116	0.200	0.227	0.192	0.111
$2m_f \pm 5$				0.008	0.020
$3m_f \pm 2$	0.027	0.085	0.124	0.108	0.038
$3m_f \pm 4$		0.007	0.029	0.0644	0.096
$4m_f \pm 1$	0.100	0.096	0.005	0.064	0.042

$4m_f \pm 5$			0.021	0.051	0.073
$4m_f \pm 7$				0.010	0.030

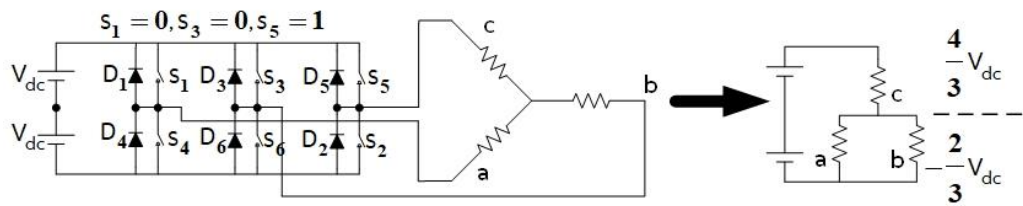


รูปที่ 18 อินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดันให้กับมอเตอร์ 3 เฟส

ตารางที่ 3 ลำดับการสวิตช์ของหลักการ SVPWM

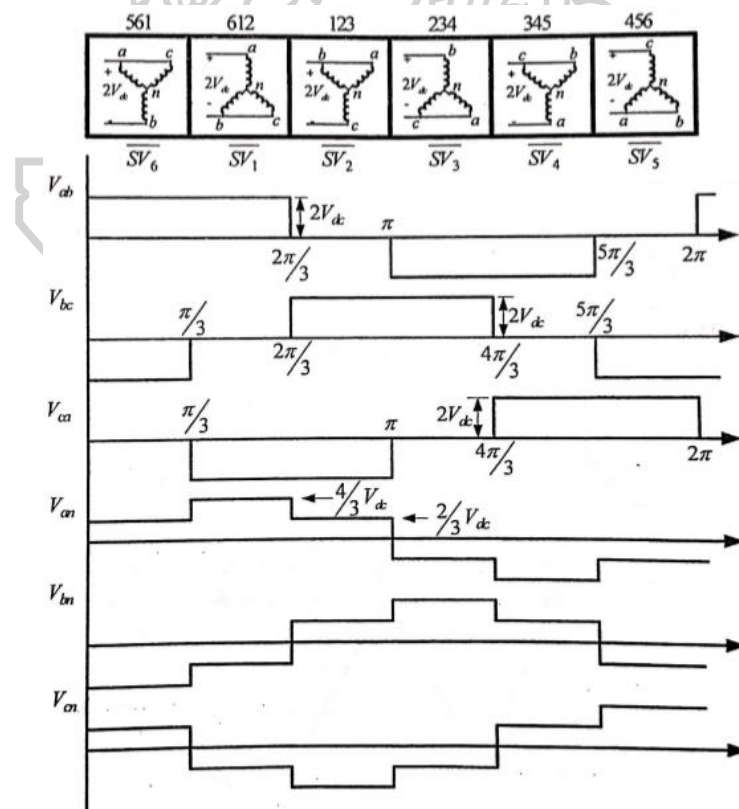
อันดับที่	S_1	S_2	S_5	ลำดับที่	S_1	S_2	S_5
1	0	0	0	5	1	0	0
2	0	0	1	6	1	0	1
3	0	1	0	7	1	1	0
4	0	1	1	8	1	1	1

หลักการทํางานของ SVPWM ที่ใช้ในวงจรอินเวอร์เตอร์จ่ายแรงดัน 3 เฟส นั้นใช้วงจรกำลังเช่นเดียวกับหลักการ SPWM ดังแสดงในรูปที่ 18 โดยอันดับแรกกำหนดให้สถานะของการกดสวิตช์ S_1 , S_3 และ S_5 เป็นไปตามตารางที่ 2 โดยกำหนดให้สถานะ “1” หมายถึงสวิตช์นำกระแส และสถานะ “0” หมายถึงสวิตช์ไม่นำกระแส เพื่อป้องกันการลัดวงจรสวิตช์ S_4 , S_6 และ S_2 จึงมีสถานะตรงข้ามกับ S_1 , S_3 และ S_5 ตามลำดับ การสวิตช์ทั้งหมดมี 8 ลำดับการสวิตช์ ตัวอย่างเช่น ลำดับที่ 2 ของตารางที่ 2 ที่มีการกำหนดสถานะการสวิตช์คือ $S_1 = 0$, $S_3 = 0$ และ $S_5 = 1$ โดยมีวงจรกำลังของอินเวอร์เตอร์ที่ได้จากการสวิตช์เป็นไปตามรูปที่ 19 ซึ่งมีขนาดแรงดันเฟสที่ตกคร่อมโหลดดังนี้ $V_{an} = V_{bn} = -\frac{2}{3}V_{dc}$ และ $V_{cn} = \frac{4}{3}V_{dc}$ ตามที่แสดงในตารางที่ 3



รูปที่ 19 การสวิตช์ในลำดับที่ 2 ที่มาสถานการณ์สวิตช์คือ $S_1 = 0, S_3 = 0$ และ $S_5 = 1$

จากสถานะของการสวิตช์ทั้ง 8 ลำดับ มีแรงดันตกคร่อมโหลดตามตารางที่ 3 โดยพบว่าในสถานการณ์สวิตช์ลำดับที่ 1 (000) และลำดับที่ 8 (111) ไม่มีแรงดันตกคร่อมโหลดเรียก 2 สถานะนี้ว่า Zero active vector หรือเรียกว่าเวกเตอร์แรงดันศูนย์ เขียนเป็นตัวแปร $\overline{SV}_0$ สำหรับการสวิตช์ลำดับที่ 1 (000) และ $\overline{SV}_7$ (111) สำหรับการกวดสวิตช์ลำดับที่ 8 ในขณะเดียวกันการสวิตช์ในลำดับที่ 2 ถึง 7 ในตารางที่ 2 ให้ผลของแรงดันเฟสที่ตกคร่อมตามตารางที่ 4 โดยทั้ง 6 สถานการณ์สวิตช์นี้ให้ผลของขนาดแรงดันเฟสที่ตกคร่อมแตกต่างกันไป ตามที่แสดงในตารางที่ 4 ซึ่งเขียนเป็นรูปคลื่นแรงดันเฟส และแรงดันไลน์ตามรูปที่ 20 โดยเรียกสถานะทั้ง 6 นี้ว่า Active voltage vector หรือเวกเตอร์แรงดันแอคทีฟเขียนเป็นตัวแปร $\overline{SV}_1, \overline{SV}_2, \dots, \overline{SV}_6$



รูปที่ 20 แรงดันไลน์และแรงดันเฟสที่ตกคร่อมโหลดในแต่ละสถานะของการสวิตช์

2.4 หลักการควบคุมโรเตอร์ฟลักซ์วิธีทางอ้อม

แรงบิดแม่เหล็กนั้นเป็นฟังก์ชันของกระแส i_{qs} และโรเตอร์ฟลักซ์ λ_{dr} ในกรอบอ้างอิงแกนหมุนโดยความเร็วเชิงมุมในการหมุนของเวกเตอร์ทั้งสองนี้ต้องมีความเร็วเท่ากัน คือ มีความเร็วเท่ากับความเร็วเชิงโคโรนัส และทำมุมตั้งฉากกันตลอดเวลา สำหรับการควบคุมโรเตอร์ฟลักซ์แบบทางอ้อม หลักสำคัญของการควบคุม คือ การควบคุมแบบทางอ้อมนั้นไม่มีตัวตรวจจับฟลักซ์ในช่องว่างอากาศ ซึ่งเป็นที่ทราบกันว่ามอเตอร์เหนี่ยวนำนั้นความเร็วของโรเตอร์ฟลักซ์นั้นช้ากว่าความเร็วของสนามแม่เหล็กหมุน จากความสัมพันธ์ของสลิป หากต้องการให้เวกเตอร์ฟลักซ์โรเตอร์วางอยู่ตามแนวแกนของสนามแม่เหล็กหมุนจึงต้องคำนวณหาความเร็วสลิปที่ถูกต้องเพื่อนำไปรวมกับความเร็วของแกนเพลามอเตอร์เพื่อให้ได้ความเร็วของสนามแม่เหล็กหมุนซึ่งเป็นตำแหน่งที่จะใช้วางเวกเตอร์ฟลักซ์โรเตอร์ ดังนั้นการควบคุมแบบทางอ้อมจึงต้องใช้ชุดตรวจจับความเร็วในการคำนวณความเร็วของแกนเพลามอเตอร์ [1], [2] สามารถแสดงสมการคำนวณความเร็วสนามแม่เหล็กหมุนได้ดังสมการ (2.112)

$$\theta_e = \int_0^t \omega_{sl}^* dt + \int_0^t \omega_m dt \quad (2.112)$$

เริ่มจากการวิเคราะห์สมการ โรเตอร์ฟลักซ์ในกรอบอ้างอิงแกนหมุน

$$p\lambda_r = \frac{1}{\tau_r} [L_m i_s - (1 + j\omega_{sl}\tau_r)\lambda_r] \quad (2.113)$$

จัดรูปสมการใหม่ได้

$$\tau_r p\lambda_r = L_m i_s - (1 + j\omega_{sl}\tau_r)\lambda_r \quad (2.114)$$

การวิเคราะห์การประมาณค่าโรเตอร์ฟลักซ์เวกเตอร์หลักการ Decoupling กำหนดให้ $\lambda_{qr} = 0$ และ $\lambda_r = \lambda_{dr}$ เขียนใหม่ได้เป็น

$$\lambda_{dr}(1 + \tau_r(p + j\omega_{sl})) = L_m i_s \quad (2.115)$$

แทน $i_s = i_{ds} + ji_{qs}$ ในสมการ (2.115)

$$\lambda_{dr} + \lambda_{dr}\tau_r p + \lambda_{dr}\tau_r j\omega_{sl} = L_m i_{ds} + L_m ji_{qs} \quad (2.116)$$

$$\lambda_{dr} + \lambda_{dr}\tau_r p + \lambda_{dr}\tau_r j\omega_{sl} = L_m i_{ds} + L_m ji_{qs} \quad (2.117)$$

จากสมการที่ (2.117) แยกองค์ประกอบออกเป็นสองส่วนคือ จำนวนจริง และจำนวนจินตภาพ โดยองค์ประกอบของจำนวนจริงมีค่าเท่ากับ

$$\lambda_r + \lambda_{dr}\tau_r p = L_m i_{ds} \quad (2.118)$$

และ องค์ประกอบของจำนวนจินตภาพ มีค่าเท่ากับ

$$\lambda_{dr} \tau_r j \omega_{sl} = L_m j i_{qs} \quad (2.119)$$

จากสมการที่ (2.119) ความเร็วสลีปมีค่าเท่ากับ

$$\omega_{sl}^* = \frac{L_m i_{qs}^*}{\tau_r \lambda_{dr}^*} \quad (2.120)$$

จากสมการที่ (2.118) เมื่อให้ τ_r มีค่าคงที่ ดังนั้นสมการเวกเตอร์ฟลักซ์โรเตอร์ มีค่าเท่ากับ

$$\lambda_r^* = \lambda_{dr}^* = L_m i_{ds}^* \quad (2.121)$$

จากสมการที่ (2.121) พบว่าฟลักซ์โรเตอร์ i_{ds}^* นั้นขึ้นอยู่กับกระแสในสภาวะคงตัว จากนั้นนำสมการที่ (2.121) แทนค่าลงในสมการที่ (2.120) ซึ่งจะได้ความเร็วสลีปอยู่ในรูปของกระแส

$$\omega_{sl}^* = \frac{i_{qs}^*}{\tau_r i_{ds}^*} \quad (2.122)$$

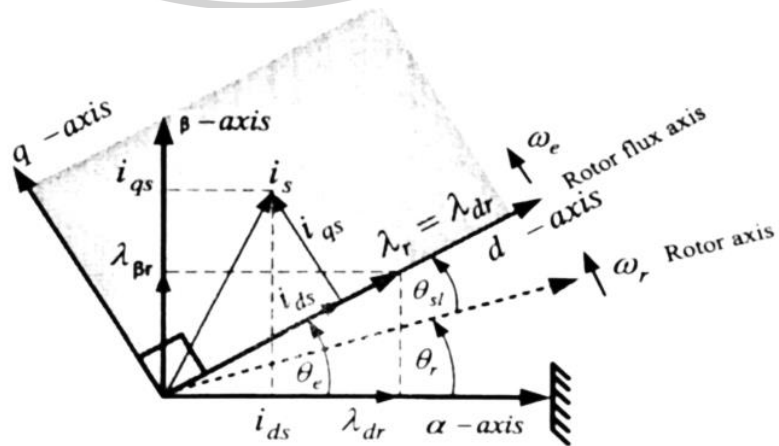
เมื่อกระแส i_{qs}^* และ i_{ds}^* แทนความต้องการของการสร้างฟลักซ์โรเตอร์และแรงบิดแม่เหล็กของมอเตอร์เหนี่ยวนำตามลำดับ ในสภาวะพลวัตกระแส i_{ds}^* มีค่าเท่ากับ

$$i_{ds}^* = \frac{1 + \tau_r p}{L_m} \lambda_r^* \quad (2.123)$$

และ

$$i_{qs}^* = \frac{T^*}{K_T \lambda_r^*} \quad (2.124)$$

เวกเตอร์กระแสและเวกเตอร์ฟลักซ์โรเตอร์ในการควบคุมแบบทางอ้อม แสดงดังรูปที่ 21 พื้นที่แรงแสดงระนาบ d-q ในกรอบอ้างอิงแกนหมุน ซึ่งฟลักซ์โรเตอร์ตั้งฉากกับกระแส i_{qs}^* และหมุนด้วยความเร็วเชิงโคโรนัส



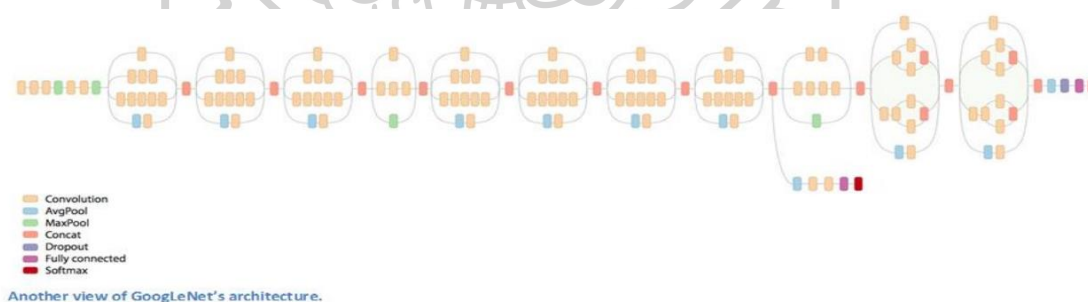
รูปที่ 21 ตำแหน่งการวางเวกเตอร์ฟลักซ์โรเตอร์ในการควบคุม FOC แบบทางอ้อม

2.5 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการระบบเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึก [3], [4], [5] ไม่มีนิยามและโครงสร้างที่เป็นที่ตกลงแน่นอนตามที่ Schmidhuber, J. กล่าวไว้ในงานวิจัย ว่าไม่มีกฎหรือข้อตกลงที่ชัดเจนในการแบ่งแยกประเภทของระบบการเรียนรู้แบบ Shallow network ออกจากการเรียนรู้เชิงลึกแต่นักวิจัยส่วนใหญ่ตกลงกันว่าการเรียนรู้เชิงลึกคือระบบที่ประกอบด้วย Non-linear layer ตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไปหรือ 10 ชั้น

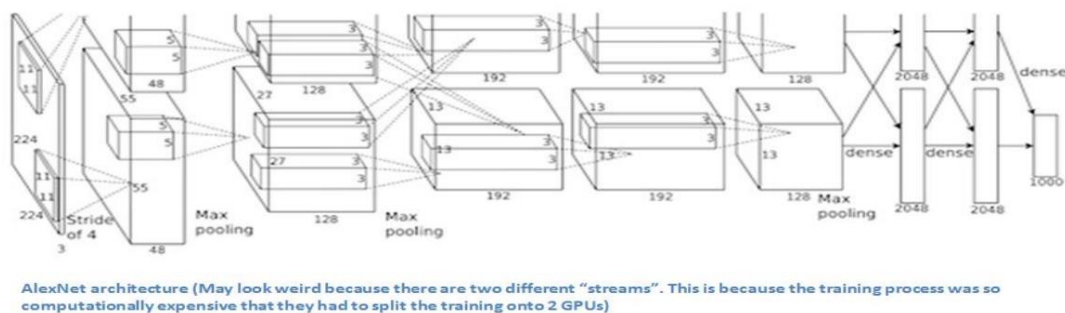
จากการศึกษาพบว่าการเรียนรู้เชิงลึกในยุคเริ่มแรกประกอบด้วย Layer เพียงแค่ 3 Layer เท่านั้นในยุคต่อมาเริ่มมีความซับซ้อนมากขึ้น ระบบเริ่มมีขนาดใหญ่และมีความสามารถและความซับซ้อนมากขึ้น

ตามที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่มาและความสำคัญของปัญหาว่าในปัจจุบันการเรียนรู้เชิงลึกหรือ Deep learning เริ่มเป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายในช่วงที่ผ่านมาและในปัจจุบันจากความสามารถที่สูงในการประยุกต์และใช้งานที่หลากหลาย เช่น ความสามารถในการรับรู้และแยกแยะเสียงในธรรมชาติ (Natural voice and speech recognition) การประยุกต์ใช้งานร่วมกับระบบการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (Computer vision) และอื่นๆ อีกมากมาย ทำให้การเรียนรู้เชิงลึกถูกศึกษาค้นคว้าและพัฒนาอย่างต่อเนื่อง การศึกษาเหล่านี้ทำให้เกิดการเรียนรู้เชิงลึกที่เป็นที่รู้จักมากมายหลายระบบ เช่น GoogLeNet, Resnet, Alexnet



รูปที่ 22 โครงสร้างของ Googlenet

(ที่มา : <https://adeshpande3.github.io/The-9-Deep-Learning-Papers-You-Need-To-KnowAbout.html>)



รูปที่ 23 แสดงโครงสร้างของ Alexnet

(ที่มา : <https://adeshpande3.github.io/The9-Deep-Learning-Papers-You-Need-To-Know-About.html>)

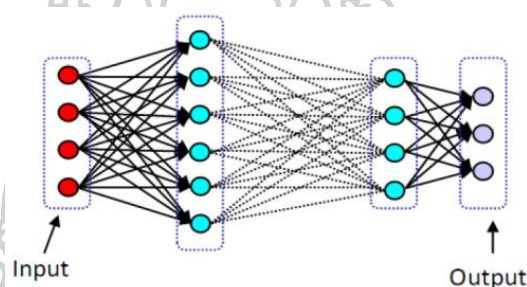
จากรูปภาพเป็นตัวอย่างของการเรียนรู้เชิงลึกที่เป็นที่รู้จักกันอยู่ทั่วไป จากรูปแสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้เชิงลึกนั้นมีโครงสร้างและมีรูปแบบที่หลากหลาย และมีลักษณะโครงสร้างที่แตกต่างกัน ยกตัวอย่างเช่น จากรูปภาพที่ 1 และ 2 จะเห็นได้ว่า Googlenet และ Alexnet ทั้งสองระบบเป็นระบบที่มีพื้นฐานมาจากระบบโครงข่ายประสาทเทียมประเภท Convolution neural network (CNN) แต่ Googlenet มีโครงสร้างที่ซับซ้อนและมีส่วนประกอบมากกว่า Alexnet สังเกตได้จาก Dropout layer และ Concat layer ที่เพิ่มขึ้นมาจาก Alexnet จากข้อสังเกตนี้ทำให้เห็นว่าการปรับปรุงคุณภาพและขีดความสามารถของการเรียนรู้เชิงลึกนั้นสามารถทำได้หลากหลายไม่ว่าจะเป็นการปรับปรุงโครงสร้าง ปรับปรุงคุณสมบัติของแต่ละ Layer ภายในระบบ หรือยิ่งไปกว่านั้นเพิ่มส่วนประกอบใหม่ให้กับระบบ อย่างไรก็ตามในงานวิจัยฉบับนี้จะมุ่งเน้นไปที่การปรับปรุง Hyper parameter ของการเรียนรู้เชิงลึกที่มีต้นแบบมาจาก Alexnet ที่พื้นฐานมาจากระบบโครงข่ายประสาทเทียมประเภท Convolution neural network (CNN)

2.6 ความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม

สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม [3], [4], [5] สามารถแบ่งได้เป็น 3 ประเภทใหญ่ ๆ ได้แก่ โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหลัง และโครงข่ายแบบชั้น ซึ่งแต่ละประเภทจะมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.6.1 โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward network)

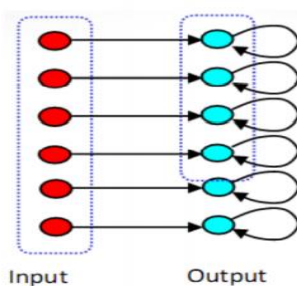
โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า มีลำดับในการคำนวณและส่งผ่านของข้อมูลไปในทิศทางเดียวจากโหนด (Node) อินพุตส่งต่อมาเรื่อยๆจนถึงโหนดเอาต์พุตโดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูลหรือแม้แต่โหนดในชั้น (Layer) เดียวกันก็ไม่มี การเชื่อมต่อกัน โดยโครงสร้างจะแบ่งออกเป็นลำดับชั้นในแต่ละลำดับชั้นจะมีเปอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) จำนวนหนึ่งซึ่งไม่มีเส้นเชื่อมถึงกันภายในชั้นเดียวกันแต่จะมีเส้นเชื่อมกับเปอร์เซ็ปตรอนตัวอื่นที่อยู่ในลำดับชั้นที่ติดกันทั้งหมด โดยข้อมูลเอาต์พุตของเปอร์เซ็ปตรอนในชั้นก่อนหน้าจะเป็นข้อมูลอินพุตของเปอร์เซ็ปตรอนในชั้นปัจจุบัน สำหรับสถาปัตยกรรมและโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าจะแสดงดังรูปที่ 24



รูปที่ 24 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

2.6.2 โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหลัง (Feed-back network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหลัง เป็นโครงข่ายที่มีข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่ายจะมีการป้อนกลับเข้าไปยังวงจรข่ายหลายๆ ครั้ง จนกระทั่งได้คำตอบออกมา ซึ่งบางครั้งอาจเรียกโครงข่ายดังกล่าวว่า โครงข่ายประสาทแบบวนกลับ (Recurrent neural network: RNN) ซึ่งโครงข่ายจะมีลักษณะดังแสดงในรูปที่ 25



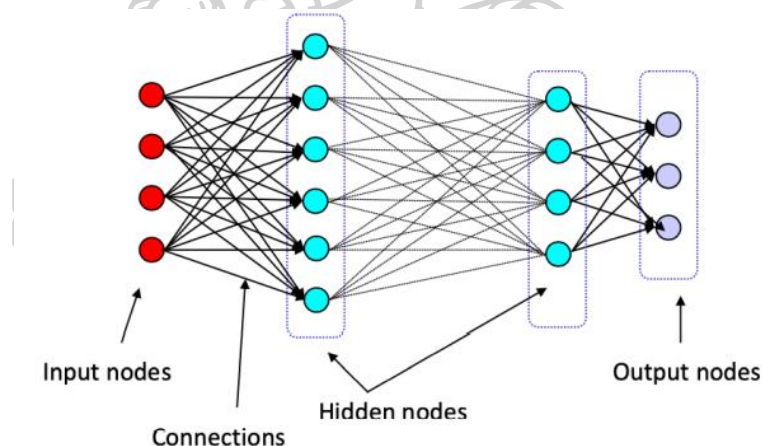
รูปที่ 25 สถาปัตยกรรมของ Feed-Back Network

2.6.3 โครงข่ายแบบชั้น (Network layer)

โครงข่ายแบบชั้นเป็นพื้นฐานสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปประกอบด้วย 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input units) ที่เชื่อมต่อกับชั้นซ่อน (Hidden units) และส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุต (Output units) ดังนี้

- หน่วยอินพุต จะทำหน้าที่แทนส่วนของข้อมูลดิบที่จะถูกป้อนเข้าสู่เครือข่าย
- หน่วยซ่อน จะถูกกำหนดโดยการทำงานของหน่วยอินพุตและค่าน้ำหนัก ความสัมพันธ์ระหว่าง หน่วยอินพุตและหน่วยซ่อน
- หน่วยเอาต์พุต จะขึ้นอยู่กับการทำงานของหน่วยซ่อนและค่าน้ำหนักระหว่างหน่วยซ่อนและหน่วย เอาต์พุต

ประเภทของเครือข่ายชนิดนี้เป็นที่น่าสนใจอย่างมาก เพราะสามารถกำหนดการแทนค่าให้กับหน่วยอินพุตได้อย่างอิสระ ซึ่งค่าน้ำหนักระหว่างหน่วยอินพุตและหน่วยซ่อนจะถูกกำหนดเมื่อหน่วยซ่อนกำลังทำงาน ดังนั้นเวลาที่ทำการแก้ไขค่าน้ำหนักหน่วยซ่อนทำให้สามารถเลือกได้ว่าอะไรคือค่าที่เราได้ทำการแทนเข้ามาดังแสดงในรูปที่ 26 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายแบบชั้น



รูปที่ 26 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายแบบชั้น

2.6.4 ฟังก์ชัน Activation มีใช้ใน โครงข่ายประสาทเทียม

ฟังก์ชัน Activation มีบทบาทสำคัญในการแปลงค่าผลลัพธ์ของแต่ละนิวรอน และช่วยให้เครือข่ายสามารถเรียนรู้ฟังก์ชันที่ซับซ้อนได้ โดยมีฟังก์ชัน Activation พื้นฐานตามตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ฟังก์ชัน Activation พื้นฐาน

ฟังก์ชัน	สมการ	ข้อดี	ข้อเสีย	เลเยอร์ที่ใช้
Identity (Linear)	$f(x) = x$	ใช้ในปัญหา Regression	ไม่สามารถเรียนรู้ ความสัมพันธ์ที่ ซับซ้อนได้	Output (Regression)
Binary step	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	เรียบง่าย	ไม่สามารถแยก ข้อมูลที่ซับซ้อนได้	Hidden
Sigmoid	$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	เหมาะกับ Binary Classification	Gradient vanishing	Hidden, Output
Tanh	$f(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$	Normalize ข้อมูลดีกว่า Sigmoid	Gradient vanishing ยัง เกิดขึ้น	Hidden
ReLU	$f(x) = \max(0, x)$	คำนวณง่ายและ ลด Gradient Vanishing	อาจเกิด Neuron dead	Hidden
Softmax	$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$	ใช้ใน Multi- Class classification	ไม่เหมาะกับ Hidden layer	Output (Multi-class)

2.7 สถาปัตยกรรมของชั้น (Architecture of layer)

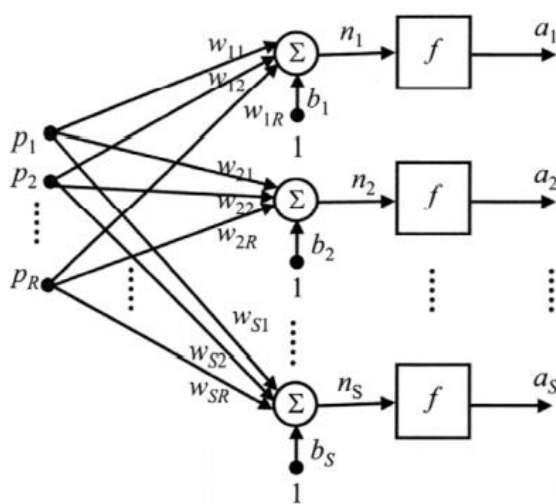
สถาปัตยกรรมของชั้น สามารถจำแนกสถาปัตยกรรมของชั้นออกเป็น 2 ประเภท คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นและโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.7.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น (Single-layer perceptron)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้นในระบบงานทั่วไปมักเกี่ยวข้องกับตัวแปรมากกว่าหนึ่งตัวแปร โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหลายหน่วยและหลายอินพุตจะสามารถรับสัญญาณเข้าและส่งสัญญาณออกหลายช่องทาง ทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบที่มีตัวแปรหลายตัวได้

โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้มักเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้น (Layered perceptron)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น คือ เครือข่ายประสาทที่ประกอบด้วยชั้นเพียงชั้นเดียวซึ่งจำนวนโหนดอินพุตขึ้นอยู่กับจำนวนส่วนประกอบของข้อมูลอินพุต และฟังก์ชันกระตุ้นจะขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลของเอาต์พุตเช่น ถ้าเอาต์พุตที่ต้องการเป็น “ใช่” หรือ “ไม่ใช่” ซึ่งจะต้องใช้ฟังก์ชันค่าขีดแบ่งหรือถ้าเอาต์พุตเป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่องจะต้องใช้ฟังก์ชันต่อเนื่อง (Continuous function) เช่น ฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็นต้น ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นจะแสดงดังรูปที่ 27



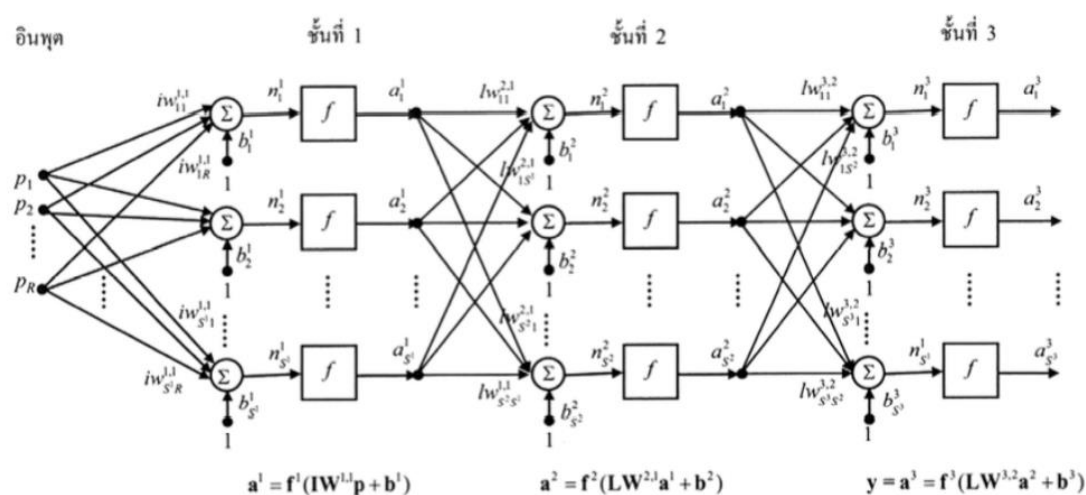
รูปที่ 27 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น

2.7.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น คือ เครือข่ายประสาทซึ่งจะประกอบด้วยหลายชั้น โดยในแต่ละชั้นจะประกอบด้วยโหนดหรือเปรียบได้กับตัวเซลล์ประสาท คำนวณน้ำหนักของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างโหนดของแต่ละชั้น ค่าไบแอสเวกเตอร์ไบแอสเวกเตอร์และค่าเอาต์พุตเวกเตอร์

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเป็นรูปแบบที่ได้รับความนิยมมากที่สุด เนื่องจากสามารถประมวลผลงานที่มีความซับซ้อนได้สูง นอกจากนี้ยังสามารถประยุกต์ใช้กับงานได้หลากหลายเกือบทุกประเภท โดยมีเงื่อนไขว่าจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนต้องถูกกำหนดให้เหมาะสมกับลักษณะของงาน

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนอย่างง่ายสามารถแสดงเป็นฟังก์ชันสมการเส้นตรงและใช้สำหรับการแยกกลุ่มข้อมูลออกเป็นสองกลุ่มที่มีขอบเขตชัดเจนได้ แต่ในกรณีที่มีปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง เช่น ข้อมูลที่มีการซ้อนทับกันอย่างมาก หรือการแยกกลุ่มข้อมูลที่ไม่สามารถแบ่งได้ด้วยเส้นตรงเพียงเส้นเดียว โครงข่ายเปอร์เซ็ปตรอนแบบหนึ่งชั้นจะไม่สามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงจำเป็นต้องเพิ่มจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงเพิ่มจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นให้มากขึ้น เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนและแก้ปัญหาได้ดีขึ้น ซึ่งโครงข่ายที่มีลักษณะดังกล่าวเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer perceptron - MLP) โดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation) ในการปรับค่าพารามิเตอร์และน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนให้เหมาะสมกับข้อมูลและปัญหาที่ต้องการแก้ไข ดังที่แสดงในรูปที่ 28

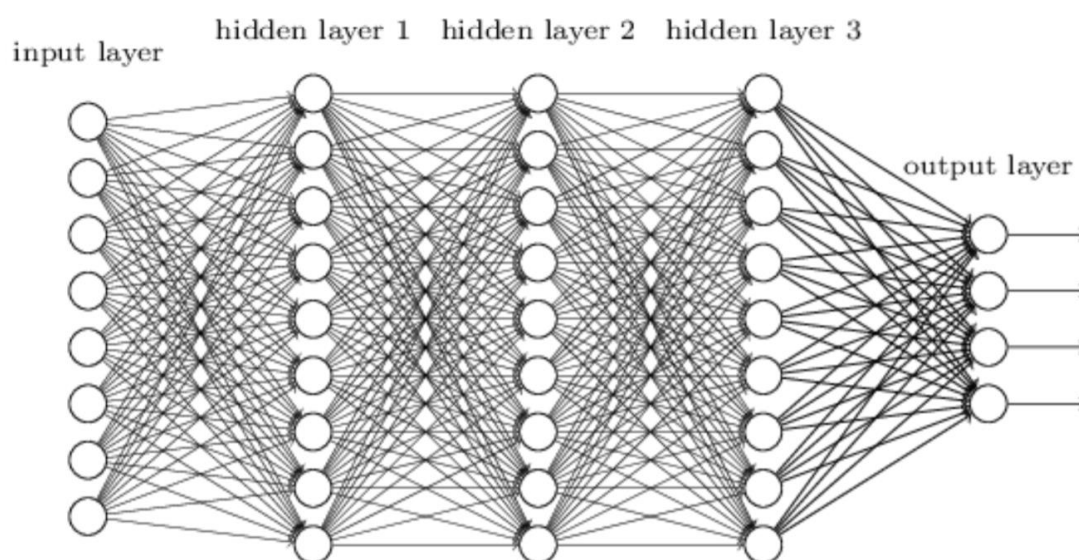


รูปที่ 28 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.8 Deep feedforward neural network

Deep feedforward neural network [3], [4], [5] เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาจากโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานด้วยการเพิ่มจำนวนชั้นและจำนวนโหนด มีลำดับในการคำนวณและส่งผ่านของข้อมูลไปในทิศทางเดียวจากโหนด (Node) อินพุตส่งต่อมาเรื่อย ๆ จนถึงโหนดเอาต์พุตโดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูลหรือแม้แต่โหนดในชั้น (Layer) เดียวกันก็ไม่มี การเชื่อมต่อกัน โดยโครงสร้างจะแบ่งออกเป็นลำดับชั้นในแต่ละลำดับชั้นจะมีเปอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) จำนวนหนึ่งซึ่งไม่มีเส้นเชื่อมถึงกันภายในชั้นเดียวกันแต่จะมีเส้นเชื่อมกับเปอร์

เซปตรอนตัวอื่นที่อยู่ในลำดับชั้นที่ติดกันทั้งหมด โดยข้อมูลเอาต์พุตของเปอร์เซปตรอนในชั้นก่อนหน้าจะเป็นข้อมูลอินพุตของเปอร์เซปตรอนในชั้นปัจจุบัน สำหรับสถาปัตยกรรมและโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าจะแสดงดังรูปที่ 29



รูปที่ 29 ลักษณะของ โครงข่าย Deep feedforward neural network

(ที่มา : https://www.researchgate.net/figure/Deep-Feedforward-Neural-Network-Structure_fig3_323704913)

2.9 Levenberg-Marquardt algorithm

Levenberg-Marquardt algorithm (LMA) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับแก้ปัญหาการประมาณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear least squares problems) โดยเป็นการผสมผสานระหว่าง Gauss-Newton method และ Gradient descent method ทำให้มีความสามารถในการปรับตัวได้ดีในกรณีที่ฟังก์ชันมีความซับซ้อน

LMA ได้รับการพัฒนาขึ้นโดย Kenneth Levenberg (1944) และได้รับการปรับปรุงโดย Donald Marquardt (1963) เพื่อเพิ่มความเสถียรและอัตราการลู่เข้า (Convergence) ในการหา Optimal solution

2.9.1 แนวคิดพื้นฐานของ LMA

LMA ใช้หลักการของทั้งสองอัลกอริทึมเพื่อให้เกิดสมดุลระหว่างความเร็วและความเสถียร

- เมื่อค่าพารามิเตอร์อยู่ใกล้ค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimal solution) → ทำงานคล้าย Gauss-Newton method ซึ่งมีอัตราการลู่เข้า (Convergence) ที่เร็ว
- เมื่อค่าพารามิเตอร์อยู่ไกลจากค่าที่เหมาะสม → ทำงานคล้าย Gradient descent method เพื่อป้องกันไม่ให้ค่าพารามิเตอร์กระโดดไปไกลเกินไป

2.9.2 สมการพื้นฐานของ LMA

ในการอัปเดตค่าพารามิเตอร์ x มีสมการตามด้านล่างนี้:

$$x_{k+1} = x_k - (J^T J + \lambda I)^{-1} J^T r \quad (2.125)$$

โดยที่

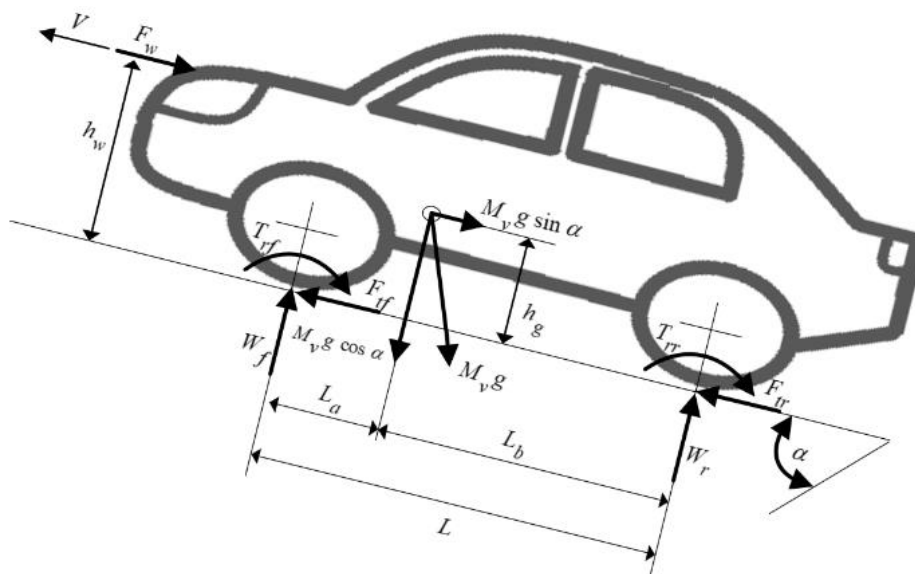
- J = Jacobian matrix ของฟังก์ชันที่เราต้องการประมาณค่า
- r = Residual vector (ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ประมาณกับค่าจริง)
- λ = Damping factor (ค่าที่ช่วยควบคุมอัตราการลู่เข้า)

เมื่อ

- ถ้า λ มีค่าสูง → อัลกอริทึมทำงานเหมือน Gradient descent
- ถ้า λ มีค่าต่ำ → อัลกอริทึมทำงานเหมือน Gauss-Newton

2.10 รถยนต์ไฟฟ้า

พฤติกรรมการเคลื่อนที่ของยานพาหนะในทิศทางที่กำหนดขึ้นอยู่กับแรงทั้งหมดที่กระทำในทิศทางนั้น แสดงในรูปที่ 30 โดยแรงดึง F_t จากการสัมผัสระหว่างยางล้อขับเคลื่อนกับพื้นผิวถนนช่วยผลักดันยานพาหนะไปข้างหน้า ซึ่งเกิดจากแรงบิดของเครื่องยนต์ผ่านระบบส่งกำลังและขับเคลื่อนสุดท้ายไปยังล้อ ขณะเดียวกันมีแรงต้านที่พยายามหยุดการเคลื่อนที่ เช่น แรงต้านการหมุนของยาง แรงต้านอากาศพลศาสตร์ และแรงต้านจากการขึ้นเนิน ตามกฎข้อที่สองของนิวตัน [6] เราสามารถเขียนความเร่งของยานพาหนะได้



รูปที่ 30 แรงที่กระทำกับยานพาหนะ

(ที่มา : https://www.academia.edu/35232211/Modern_Electric_Hybrid_Electric_and_Fuel_Cell_Vehicles_Mehrdad_Ehsani)

$$\frac{dV}{dt} = \frac{\Sigma F_t - \Sigma F_r}{\delta M_v} \quad (2.126)$$

โดยที่ V คือความเร็วของยานพาหนะ ΣF_t คือแรงดึงรวมของยานพาหนะ ΣF_r คือความต้านทานรวม M_v คือมวลรวมของยานพาหนะ และ δ คือปัจจัยมวลที่แปลงความถี่ของการหมุนของชิ้นส่วนที่หมุนเป็นมวลการเคลื่อนที่อย่างเท่าเทียมกัน

2.10.1 สมการไดนามิก

ในทิศทางตามยาว แรงภายนอกหลักที่กระทำต่อยานพาหนะสองเพลประกอบด้วยแรงต้านการหมุนของยางหน้าและยางหลัง (F_{tf} และ F_{tr}) ซึ่งสามารถแสดงได้โดยโมเมนต์ความต้านทานการหมุน (T_{tf} และ T_{tr}) นอกจากนี้ยังมีแรงต้านอากาศพลศาสตร์ (F_w) และความต้านทานการไต่เขา (F_g) ที่คำนวณจาก $M_v g \sin \alpha$ รวมถึงแรงดึงของยางหน้าและยางหลัง (F_{tf} และ F_{tr}) โดยที่ F_{tf} จะเป็นศูนย์สำหรับยานพาหนะที่ขับเคลื่อนด้วยล้อหลัง ขณะที่ F_{tr} จะเป็นศูนย์สำหรับยานพาหนะที่ขับเคลื่อนด้วยล้อหน้า สมการไดนามิกที่แสดงการเคลื่อนที่ในทิศทางตามยาวจะถูกนำเสนอในลำดับถัดไป

$$M_v \frac{dV}{dt} = (F_{tf} + F_{tr}) - (F_{rf} + F_{rr} + F_w + F_g) \quad (2.127)$$

โดยที่ $\frac{dV}{dt}$ คือความเร่งเชิงเส้นของยานพาหนะในทิศทางตามยาว และ M_v คือมวลของยานพาหนะ เทอมแรกทางด้านขวามือของสมการ 2.127 คือแรงดึงทั้งหมด และเทอมที่สองคือความต้านทาน แรงดึงสูงสุดที่ยานสามารถรองรับได้เมื่อสัมผัสกับพื้น (แรงดึงสูงสุดที่เกินนี้จะทำให้ยางหมุนบนพื้น) มักอธิบายด้วยผลคูณของน้ำหนักบรรทุกทุกปกติและค่าสัมประสิทธิ์การยึดเกาะถนน μ หรือค่าสัมประสิทธิ์แรงเสียดทาน

$$F_{t\max} = \frac{\mu Mg \cos \alpha [L_a - f_r (h_g - r_d)] / L}{1 - \mu h_g / L} \quad (2.128)$$

โดยที่ f_r คือค่าสัมประสิทธิ์ของความต้านทานการหมุน สำหรับรถขับเคลื่อนล้อหลัง

$$F_{t\max} = \frac{\mu Mg \cos \alpha [L_b - f_r (h_g - r_d)] / L}{1 - \mu h_g / L} \quad (2.129)$$

ในการทำงานของยานพาหนะ แรงดึงสูงสุดที่ล้อขับเคลื่อนสามารถถ่ายโอนจากโรงไฟฟ้าผ่านระบบส่งกำลังนั้นไม่ควรเกินค่าที่จำกัดโดยแรงยึดเกาะระหว่างยางกับพื้นตามที่ระบุใน 2.128 และ 2.129 หากเกินกว่านั้น ล้อขับเคลื่อนอาจจะหมุนบนพื้น ทำให้รถเกิดความไม่เสถียรได้

2.10.2 ความต้านทานการหมุน

แรงต้านการหมุนของยางบนพื้นผิวแข็งเกิดจากฮิสเทอรีซิสในวัสดุยางเป็นหลัก ซึ่งเกิดจากการเปลี่ยนรูปของโครงสร้างยางในขณะที่ยางหมุนอยู่ ฮิสเทอรีซิสทำให้แรงปฏิกิริยาจากพื้นดินกระจายตัวไม่สมดุล โดยแรงดันในส่วนหน้าของพื้นที่สัมผัสจะสูงกว่าฝั่งหลัง ปรากฏการณ์นี้ทำให้แรงปฏิกิริยาจากพื้นดินเคลื่อนที่ไปข้างหน้า แรงปฏิกิริยาที่เคลื่อนที่ไปข้างหน้านี้ ซึ่งมีแรงปกติที่กระทำต่อศูนย์กลางล้อ จะสร้างโมเมนต์ที่ต่อต้านการหมุนของล้อ ในกรณีของพื้นผิวที่นุ่ม แรงต้านการหมุนจะเกิดจากความไม่เรียบของพื้นผิวเป็นหลัก โดยแรงปฏิกิริยาจากพื้นดินจะเคลื่อนที่ไปที่ส่วนหน้าของพื้นที่สัมผัสเกือบทั้งหมด

โมเมนต์ต้านทานการหมุนสามารถถูกแทนที่ด้วยแรงแนวนอนที่กระทำที่ศูนย์กลางของล้อ ในทิศทางตรงข้ามกับการเคลื่อนที่ของล้อ โดยมีขนาดเท่ากัน แรงที่เทียบเท่านี้เรียกว่า "ความต้านทานการหมุน" ซึ่งมีขนาดเท่ากับ

$$F_r = P f_r \cos \alpha \quad (2.130)$$

โดยที่ f_r คือค่าสัมประสิทธิ์แรงต้านทานการหมุนซึ่งขึ้นอยู่กับปัญหาที่เกี่ยวข้องกับยาง P คือภาระปกติ

2.10.3 แรงต้านอากาศพลศาสตร์

ยานพาหนะที่เคลื่อนที่ในอากาศด้วยความเร็วจะเผชิญกับแรงที่ขัดขวางการเคลื่อนที่ เรียกว่าแรงต้านอากาศพลศาสตร์ ซึ่งเกิดจากสองปัจจัยหลัก ได้แก่ แรงต้านจากรูปร่างของยานพาหนะและแรงเสียดทานจากผิวสัมผัสของมัน

แรงต้านจากรูปร่าง: เมื่อรถเคลื่อนที่ไปข้างหน้า มันจะผลักอากาศที่อยู่ด้านหน้าออกไป แต่ไม่สามารถทำให้มันเคลื่อนที่ออกจากเส้นทางได้ทันที ส่งผลให้เกิดการเพิ่มขึ้นของแรงดันอากาศที่ด้านหน้า และอากาศด้านหลังไม่สามารถเติมเต็มช่องว่างที่เกิดจากการเคลื่อนที่ได้ในทันที ทำให้เกิดพื้นที่ที่มีแรงดันอากาศต่ำ การเคลื่อนที่นี้สร้างโซนแรงดันสองโซนที่ต่อต้านการเคลื่อนที่ของรถ โดยมีแรงดันสูงที่ด้านหน้าเป็นการผลักรถไปข้างหน้า และแรงดันต่ำที่ด้านหลังเป็นการดึงรถกลับมา

แรงเสียดทานจากผิวรถ: อากาศที่อยู่ใกล้ผิวรถจะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วที่ใกล้เคียงกับความเร็วของรถ ในขณะที่อากาศที่อยู่ห่างออกไปจะยังคงนิ่ง ความแตกต่างในความเร็วระหว่างโมเลกุลของอากาศสองตัวนี้จะก่อให้เกิดแรงเสียดทาน ซึ่งส่งผลให้เกิดแรงต้านจากอากาศพลศาสตร์เป็นองค์ประกอบที่สองแรงต้านอากาศพลศาสตร์เป็นฟังก์ชันของความเร็วรถ

ส่วนหน้ารถ A_f รูปร่างของรถ และความหนาแน่นของอากาศ ρ แรงต้านอากาศพลศาสตร์แสดงเป็น

$$F_w = \frac{1}{2} \rho A_f C_D (V + V_w)^2 \quad (2.131)$$

โดยที่ C_D คือค่าสัมประสิทธิ์แรงต้านอากาศพลศาสตร์ที่กำหนดรูปร่างของรถ และ V_w คือองค์ประกอบของความเร็วลมในทิศทางที่รถเคลื่อนที่ ซึ่งจะมีเครื่องหมายบวกเมื่อองค์ประกอบนี้อยู่ตรงข้ามกับความเร็วของรถ และมีเครื่องหมายลบเมื่อองค์ประกอบนี้อยู่ในทิศทางเดียวกับความเร็วของรถ

2.10.4 ความต้านทานของเกียร์

เมื่อรถเคลื่อนที่ขึ้นหรือลงทางลาดชัน น้ำหนักของรถจะสร้างแรงที่มีทิศทางลงสู่พื้นเสมอ แรงนี้จะมีผลต่อการเคลื่อนที่ไปข้างหน้า โดยอาจขัดขวางการไต่ระดับเมื่อขึ้นเนิน หรือช่วยในการเคลื่อนที่เมื่อรถลงเนิน ในการวิเคราะห์สมรรถนะของรถ เราจะพิจารณาเฉพาะการเคลื่อนที่ขึ้นเนิน แรงที่เกิดจากการปรับระดับนี้มักเรียกว่าแรงต้านการปรับระดับ หรือความต้านทานการไต่ระดับ สามารถแสดงเป็น

$$F_g = Mg \sin \alpha \quad (2.132)$$

เพื่อให้การคำนวณง่ายขึ้น มุมถนน α มักจะถูกแทนที่ด้วยค่าความชันเมื่อมุมถนนมีขนาดเล็ก

2.10.5 ความเร็วสูงสุดของยานพาหนะ

ความเร็วสูงสุดของยานพาหนะถูกกำหนดให้เป็นความเร็วคงที่ที่ยานพาหนะสามารถทำได้เมื่อใช้กำลังจากเครื่องยนต์อย่างเต็มที่ (การเร่งเครื่องยนต์หรือมอเตอร์ในระดับสูงสุด) บนพื้นถนนที่เรียบ ความเร็วสูงสุดนี้จะถูกกำหนดโดยการสร้างสมดุลระหว่างแรงดึงที่เกิดจากยานพาหนะและแรงต้านที่มีอยู่ รวมถึงความสามารถสูงสุดของเครื่องยนต์และอัตราทดเกียร์ในระบบส่งกำลัง สมดุลแรงดึงและแรงต้านทานสามารถแสดงเป็น

$$T_l = \frac{r_d}{i_{glo} \eta_t} (F_r + F_w + M_v g \sin \alpha) \quad (2.133)$$

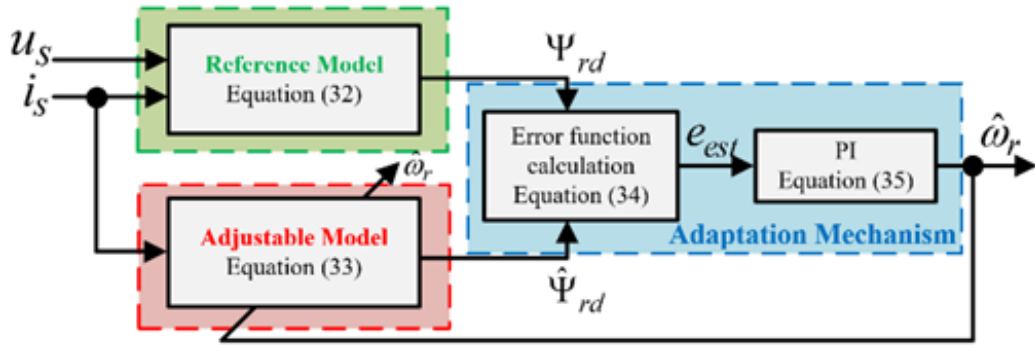
สมรรถนะพื้นฐานของยานพาหนะประกอบด้วยความเร็วสูงสุด ความสามารถในการขึ้นทางลาดชัน และการเร่งความเร็ว ความเร็วสูงสุดของยานพาหนะสามารถคำนวณได้จากจุดตัดระหว่างเส้นโค้งแรงดึงและเส้นโค้งแรงต้าน (ซึ่งรวมถึงแรงต้านจากการหมุนและแรงต้านจากอากาศพลศาสตร์) ในไดอะแกรมที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดึงและความเร็วของยานพาหนะ อย่างไรก็ตาม ควรสังเกตว่าจุดตัดนี้อาจไม่มีอยู่ในบางรูปแบบการออกแบบ ซึ่งมักจะใช้มอเตอร์ลากจูงที่มีขนาดใหญ่กว่าหรืออัตราทดเกียร์ที่สูงกว่า ในกรณีนี้ ความเร็วสูงสุดของยานพาหนะจะถูกกำหนดโดยความเร็วสูงสุดของมอเตอร์ลากจูง แทนสมการดังนี้

$$V_{\max} = \frac{\pi N_{m\max} r_d}{30 i_{g\min} i_0} \text{ (m/s)} \quad (2.134)$$

โดยที่ $N_{m\max}$ คือความเร็วในการหมุนของล้อขับเคลื่อนเป็นรอบต่อนาที (rpm) r_d คือรัศมีที่มีประสิทธิภาพของยาง $i_{g\min}$ และ i_0 คืออัตราทดเกียร์ของชุดส่งกำลังและชุดขับเคลื่อนสุดท้ายตามลำดับ

2.11 Model reference adaptive systems

แนวคิดหลักของเทคนิค MRAS (Model reference adaptive system) คือการปรับค่าตัวแปรสถานะของระบบที่อยู่ภายใต้การควบคุม โดยใช้แบบจำลองย่อยสองแบบที่แตกต่างกัน ได้แก่ แบบจำลองอ้างอิง (Reference model) และแบบจำลองเชิงปรับตัว (Adaptive model) ซึ่งมีการทำงานร่วมกันเพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุด ในการปรับค่าตัวแปรที่ต้องการ MRAS ใช้กลไกการปรับตัว (Adaptive mechanism) เพื่อลดความผิดพลาดระหว่างแบบจำลองทั้งสอง และนำไปสู่การประมาณความเร็วของมอเตอร์เหนี่ยวนำ (Induction motor speed) ได้อย่างแม่นยำ [7], [8]



รูปที่ 31 โครงสร้าง MRAS สำหรับการประมาณความเร็วของโรเตอร์

(ที่มา : https://www.researchgate.net/publication/332146465_A_review_on_MRAS-type_speed_estimators_for_reliable_and_efficient_induction_motor_drives)

โครงสร้างของฟลักซ์โรเตอร์ในระบบ MRAS ที่มีการใช้กันทั่วไปจะแสดงอยู่ในรูปที่ 31 โดยประกอบไปด้วย แบบจำลองอ้างอิง (Reference model), แบบจำลองเชิงปรับตัว (Adaptive model), และกลไกเชิงปรับตัว (Adaptation mechanism) ที่ทำหน้าที่สังเกตค่าความเร็วจากแบบจำลองอ้างอิง ซึ่งในหลายกรณีแบบจำลองอ้างอิงนี้จะ เป็นแบบจำลองแรงดันไฟฟ้า (Voltage model) ที่แสดงสมการของสเตเตอร์ และสามารถเขียนได้ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ดังนี้

$$\begin{cases} \frac{d\Psi_{rd}}{dt} = \frac{L_r}{L_m} (u_{sD} - R_s i_{sD} - \sigma L_s \frac{di_{sD}}{dt}) \\ \frac{d\Psi_{rq}}{dt} = \frac{L_r}{L_m} (u_{sQ} - R_s i_{sQ} - \sigma L_s \frac{di_{sQ}}{dt}) \end{cases} \quad (2.135)$$

แบบจำลองการปรับตัว ซึ่งมักจะถูกรเรียกว่าแบบจำลองกระแส (CM) จะอธิบายสมการที่เกี่ยวข้องกับโรเตอร์ โดยที่ส่วนประกอบฟลักซ์ของโรเตอร์และความเร็วของโรเตอร์จะถูกแสดงในรูปแบบของส่วนประกอบกระแสของสเตเตอร์ จากนั้น ส่วนประกอบฟลักซ์ของโรเตอร์ที่ได้จากแบบจำลองการปรับตัวสามารถเขียนได้ตามสมการดังต่อไปนี้:

$$\begin{cases} \frac{d\hat{\Psi}_{rd}}{dt} = \frac{1}{T_r} (L_m i_{sD} - \hat{\Psi}_{rd} - \omega_r T_r \hat{\Psi}_{rq}) \\ \frac{d\hat{\Psi}_{rq}}{dt} = \frac{1}{T_r} (L_m i_{sQ} - \hat{\Psi}_{rq} - \omega_r T_r \hat{\Psi}_{rd}) \end{cases} \quad (2.136)$$

สัญญาณข้อผิดพลาดที่เกิดจากความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ของแบบจำลองอ้างอิงและแบบจำลองเชิงปรับตัวสามารถแสดงได้ในรูปสมการ

$$e_{est} = \Psi_{rd} \hat{\Psi}_{rq} - \hat{\Psi}_{rd} \Psi_{rq} \quad (2.137)$$

ข้อผิดพลาดที่คำนวณได้จะถูกส่งไปยังตัวควบคุมเพื่อใช้ในกลไกการปรับตัว โดยแบบจำลองการปรับตัวที่อิงตามตัวควบคุม PI สามารถสร้างค่าความเร็วโดยประมาณได้ ซึ่งตัวควบคุม PI สามารถแสดงในรูปสมการได้

$$\begin{aligned}\hat{\omega}_r = & K_p(\Psi_{rq}\dot{\Psi}_{rd} - \Psi_{rd}\dot{\Psi}_{rq}) \\ & + K_i \int (\Psi_{rq}\dot{\Psi}_{rd} - \Psi_{rd}\dot{\Psi}_{rq}) dt\end{aligned}\quad (2.138)$$

2.12 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อใช้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส

2.12.1 บทความเรื่อง “Real Time Control Of Induction Motor Using Neural Network”

งานวิจัยนี้เป็นการควบคุมการขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส แบบสเกลล่าโดยทำการปรับแรงดันเทียบกับความถี่ ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาแทนที่ตัวควบคุม PI และทำการเปรียบเทียบแบบ Closed loop และ Open loop โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้มีค่าพารามิเตอร์ดังนี้

ตารางที่ 5 พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม

Types of neural network considered	Feed forward neural network
Types of learning algorithm	Levenberg-Marquardt algorithm
No of hidden layers	50
Value of learning rate	0.01
Activation function (Hidden)	Tan sigmoid
Activation function (Output)	Linear
No of epochs used for training	1000

จากผลการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียมมีผลที่ดีกว่าตัวควบคุม PI ทั้งเป๋อเซ็นต์โอเวอร์ชูดน้อยกว่า การควบคุมความเร็วดีกว่า และมีความตอบสนองเร็วกว่า ทั้งแบบ Closed loop และ Open loop

จากการศึกษาพบว่าวิธีการควบคุมแบบสเกลล่ามีข้อจำกัดคือขณะสตาร์ทมอเตอร์เกิดแรงบิดแบบเหวี่ยงที่โรเตอร์ทำให้เมื่อสตาร์ทมอเตอร์ทางกายภาพมีการสั่นที่รุนแรง และเมื่อมอเตอร์ทำการใส่โหลดที่พิกัด มอเตอร์ไม่สามารถควบคุมความเร็วโรเตอร์ให้อยู่ที่ความเร็วคำสั่งได้ และไม่สามารถควบคุมความเร็วที่รอบต่ำได้ มีผลการตอบสนองที่ช้า ดังนั้นสามารถนำไปพัฒนาเป็นการควบคุมแบบเวกเตอร์ได้ แต่ยังคงการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแทนตัวควบคุม PI [9]

2.12.2 บทความเรื่อง “Nonlinear flux observer based feedback linearization control of IM drives with ANN speed and flux controller”

งานวิจัยนี้เป็นการควบคุมการขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส แบบเวกเตอร์ที่นำเสนอคือการกำหนดทิศทางของสนามแม่เหล็กโดยตรง (Direct field orientation control: DFOC) ใช้วิธีการคำนวณสนามแม่เหล็กที่ได้จากเซ็นเซอร์แรงดันและเซ็นเซอร์กระแส เนื่องจากพฤติกรรมการทำงานของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส เป็นแบบ Non-linear ดังนั้นการใช้ตัวควบคุมแบบ PI ทำให้การควบคุมมีประสิทธิภาพที่ไม่ดีนัก จึงใช้ตัวควบคุมแบบโครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาแทนที่ตัวควบคุมแบบ PI ในบทความนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward backpropagation (FFB) เนื่องจากมีความสามารถในการประมาณค่าที่เป็นแบบ Non-linear ได้ดี ข้อดีของบทความนี้สามารถควบคุมความเร็วได้ดีและแม่นยำ ได้ค่า THD มีค่าน้อยลงกว่าการควบคุมด้วย PI และสามารถควบคุมการทำงานที่เป็นแบบ Non-linear ได้ดี

จากการศึกษาพบว่าวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียมไปพัฒนาต่อยอดได้ ด้วยการนำไปใช้ในการควบคุมการขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส แบบเวกเตอร์ที่นำเสนอคือการกำหนดทิศทางของสนามแม่เหล็กทางอ้อม (Indirect field orientation control: IFOC) ที่ใช้เซ็นเซอร์วัดกระแสเพียงอย่างเดียว และใช้สนามแม่เหล็กคงที่ [10]

2.12.3 บทความเรื่อง “Artificial neural network-based current control of field oriented controlled induction motor drive”

งานวิจัยนี้มีลักษณะคล้ายกับงานวิจัยก่อนหน้านี้แต่มีข้อแตกต่างตรงการเปลี่ยนโครงข่ายประสาทเทียมจาก ตัวควบคุม PI ไปใช้ในส่วนของการประมาณค่ากระแสที่ขดลวดสเตเตอร์ โดยนำค่าที่ได้มาเปรียบเทียบกับวิธีการทำนายกระแส และการใช้อิสเทอริซิส จากผลการทดลองการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีผลที่ดีที่สุดและการใช้อิสเทอริซิส การทำนายกระแส ตามลำดับ จากการวิเคราะห์ผลโครงข่ายประสาทเทียมมีค่า THD ต่ำซึ่งส่งผลดีต่อระบบ สามารถควบคุมความเร็วของมอเตอร์ได้อย่างแม่นยำ และสามารถลดแรงสั่นของแรงบิดได้

อย่างไรก็ตามสิ่งที่ผู้เขียนเห็นว่าเป็นปัญหาของงานวิจัยนี้คือการใช้โครงข่ายประสาทเทียมประมาณค่ากระแสถึง 3 ตัว แต่ผลลัพธ์ที่ได้มีค่าที่ได้ใกล้เคียงกับอิสเทอริซิส ซึ่งในปัจจุบันเทคนิคการสร้างสัญญาณพีดับบีวเอ็มคือเทคนิคการมอดูเลตความกว้างพัลส์แบบสเปซเวกเตอร์ (Space

vector pulse width modulation, SVPWM) ซึ่งมีประสิทธิภาพมากกว่าตัวอื่นที่ชื่อสามารถนำ SVPWM ไปใส่แทนที่ได้ [11]

2.12.4 บทความเรื่อง “Electrical-Sensorless Control of Induction Motor”

งานวิจัยนี้เป็นการลดการใช้เซ็นเซอร์วัดกระแส โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมประมาณค่าจากสัญญาณที่วัดได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร็วประมาณค่าเป็นแรงดัน แทนการใช้เซ็นเซอร์วัดกระแส โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้มีดังนี้

ตารางที่ 6 พารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม

Principal features	Features ' details
Type	Feed-forward multilayer neural network
Activation functions	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function at the hidden layers and linear transfer function at the output layer.
Training algorithm	Supervised back-propagation technique with Levenberg-Marquardt optimization process
Performance function	Mean square error between the network outputs and the desired outputs
Topology	[6 20 3]; Fully connected

จากผลการทดสอบการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถการใช้เซ็นเซอร์วัดกระแสได้ และทำการทดสอบสถานะปกติเมื่อมีเซ็นเซอร์ตัวใดตัวหนึ่งเสียจะไม่สามารถทำงานได้เต็มประสิทธิภาพ ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้ผลการตอบสนองที่น่าพึงพอใจ [12]

2.12.5 บทความเรื่อง “A Sensorless Vector Control Using new BS_PCH Controller structure and SC MRAS Adaptive Speed Observer for Electric Vehicles ”

งานวิจัยนี้นำเสนอ การควบคุมแบบเวกเตอร์ไร้เซ็นเซอร์สำหรับระบบขับเคลื่อนล้อของรถยนต์ไฟฟ้า (EV) โดยใช้ Backstepping-port controlled Hamiltonian (BS-PCH) controller ควบคุมความเร็วและฟลักซ์ของโรเตอร์ร่วมกับ Stator current MRAS adaptive speed observer ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) ในการประมาณค่าความเร็วของมอเตอร์โดยไม่ต้องใช้เซ็นเซอร์ทางกล ซึ่งช่วยลดผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ของมอเตอร์ ข้อผิดพลาดใน

การวัด และการรบกวนจากโหลด พร้อมทั้งเพิ่มความแม่นยำในการควบคุมแรงบิดและกระแสไฟฟ้า โครงสร้าง PCH ถูกใช้สำหรับวงจรควบคุมกระแสเพื่อให้ระบบตอบสนองรวดเร็ว และทนทานต่อการรบกวนจากโหลด โดยแบบจำลองนี้ได้รับการทดสอบผ่าน ECE-15 Urban Driving cycle และการขับจำลองที่เปลี่ยนแปลงความเร็วแบบเรียลไทม์ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถติดตามค่าความเร็วและแรงบิดได้อย่างแม่นยำ แม้ในช่วงความเร็วต่ำหรือศูนย์ และสามารถนำไปใช้ควบคุมมอเตอร์ขับเคลื่อนล้อของ EV ได้อย่างมีประสิทธิภาพ [13]



บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำองค์ความรู้เกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกและMRAS เข้ามาประยุกต์ใช้กับการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสแบบไร้เซ็นเซอร์ในรถยนต์ไฟฟ้า เพื่อพัฒนาการขับเคลื่อนอย่างมีประสิทธิภาพ การตอบสนองต่อแรงบิด การควบคุมความเร็วที่แม่นยำ และจำลองการทำงานของรถยนต์ไฟฟ้าในสถานการณ์ต่างๆ เพื่อให้สามารถทำงานได้ทุกสถานการณ์ ทางผู้วิจัยจึงออกแบบระบบการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำแบบไร้เซ็นเซอร์ความเร็วที่มุ่งเน้นสนามทางอ้อมสำหรับยานยนต์ไฟฟ้าโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกและ MRAS โดยมีลำดับการวิจัยดังนี้

- 1) ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องและกำหนดขอบเขตของงาน
- 2) กำหนดสมมติฐานงานวิจัย
- 3) การออกแบบระบบการควบคุม
- 4) การออกแบบการทดลอง
- 5) ทำการทดลอง เก็บรวบรวมข้อมูล และวิเคราะห์ผล

3.1 ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อใช้กับมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสและกำหนดขอบเขตของงาน

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อใช้กับการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส และยานยนต์ไฟฟ้า [14], [15], [16], [17] แบบต่างๆ ผลงานที่เกี่ยวข้อง แล้วนำข้อมูลที่ได้มาทำการวิเคราะห์ และกำหนดถึงขอบเขตงานวิจัย ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

3.1.1 กำหนดโปรแกรมที่จะใช้ในการจำลองการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำด้วยตัวควบคุมการเรียนรู้เชิงลึก

จากการศึกษางานวิจัยอื่นที่เกี่ยวข้องพบว่าในปัจจุบันมีซอฟต์แวร์ที่เหมาะสมกับการจำลองการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำและยานยนต์ไฟฟ้า [18], [19], [20], [21], [22] และสามารถพัฒนาการเรียนรู้เชิงลึกได้ทำให้ในการวิจัยนี้ต้องมีการกำหนดภาษาหรือโปรแกรมที่ใช้ในการสร้างและทดสอบระบบ โดยในงานวิจัยนี้จะทำการออกแบบและสร้างระบบที่ใช้ในการทดลองด้วยโปรแกรมแมทแลบ (MATLAB) เนื่องจากภายในโปรแกรมแมทแลบมีชุดคำสั่งที่สะดวกใช้งาน

ง่ายและมีระบบการฝึกสอนการเรียนรู้เชิงลึกที่มีประสิทธิภาพและสามารถจำลองการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำยานยนต์ไฟฟ้า อ้างอิงมาจากการวิจัยชั้นนำทำให้ผลการทดลองที่ได้มีความแม่นยำ นอกจากนี้ยังช่วงในเรื่องการประหยัดเวลาในการพัฒนาระบบและอัลกอริทึม

3.1.2 กำหนดโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำ โดยเลียนแบบการทำงานของตัวควบคุม PI [23], [24], [25], [26], [27] ข้อมูลที่ได้จากค่าความผิดพลาดของฟลักซ์มอเตอร์ในระบบการควบคุม MRAS ใช้เป็นแบบอนุกรมเวลา ดังนั้นในการเริ่มต้นงานวิจัยนี้ใช้การเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward network) ที่สามารถใช้การประมาณค่าข้อมูลที่เป็นแบบอนุกรมเวลาได้

3.2 กำหนดสมมติฐานงานวิจัยและออกแบบระบบ

ในขั้นตอนนี้เป็นการกำหนดสมมติฐานงานวิจัยและออกแบบระบบ เพื่อใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาระบบที่ใช้สำหรับการทดลอง

3.2.1 วิเคราะห์ปัญหา

สำหรับการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำแบบไร้เซ็นเซอร์ อัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมคือวิธีการควบคุมโรเตอร์ฟลักซ์เวกเตอร์ทางอ้อมหรือการควบคุมแบบเวกเตอร์ (Vector control) โดยจะประยุกต์ใช้การควบคุมแบบ MRAS ด้วยซึ่งมีประสิทธิภาพสูงทำให้การติดตามความเร็วคำสั่งทำได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ โดยปกติใช้ตัวควบคุม PI แต่สามารถทำงานได้มีประสิทธิภาพที่ไม่คงที่เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ โหลดรบกวน ค่าพารามิเตอร์ที่เปลี่ยนไปเนื่องจากอุณหภูมิ และการคำนวณที่คาดเคลื่อนตามสถานะการณ์ต่างๆ

3.2.2 สมมติฐานงานวิจัย

ตามหลักทฤษฎีด้านการควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสแบบไร้เซ็นเซอร์ประยุกต์ใช้การควบคุมแบบ MRAS แบบปกติใช้ตัวควบคุมพีไอสามารถควบคุมได้ แต่การทำงานได้ดีในช่วงเงื่อนไขที่จำกัด ด้วยการสมมติให้การเรียนรู้เชิงลึกสามารถจัดการพฤติกรรมทั้งที่เป็นแบบ Linear และ Non-linear ของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส และสถานการณ์ต่างๆของยานยนต์ คาดว่าตัวควบคุมที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึกที่เลียนแบบการทำงานของตัวควบคุม PI จะสามารถควบคุมให้เกิดการตอบสนองที่มีเสถียรภาพที่รวดเร็วและแม่นยำมากขึ้น

3.3 การออกแบบระบบการควบคุม

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนในการออกแบบและพัฒนาระบบจากแนวคิดใหม่ที่ได้จากการวิเคราะห์ความรู้เกี่ยวกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อแก้ปัญหาการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส แบบไร้เซ็นเซอร์ที่ได้จากการทบทวนวรรณกรรมและการรวบรวมข้อมูล แล้วนำมาสร้างและพัฒนาเป็นระบบ โดยระบบที่สร้างขึ้นจะถูกพัฒนา ปรับปรุง และทดสอบ ด้วยโปรแกรมแมทแล็บ

3.3.1 การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

ในการเริ่มต้นงานวิจัยนี้จะใช้การเรียนรู้เชิงลึกที่มีพื้นฐานมาจากโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward network) เป็นการเรียนรู้เชิงลึกที่เหมาะสมกับการประมาณค่าที่เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) เนื่องจากข้อมูลที่ใช้เป็นค่าจากการประมาณค่าความเร็วของมอเตอร์ที่เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา โดยโครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้ในการทดลองสามารถอธิบายพารามิเตอร์ได้ตามตารางที่ 7

ตารางที่ 7 โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึกที่นำเสนอ

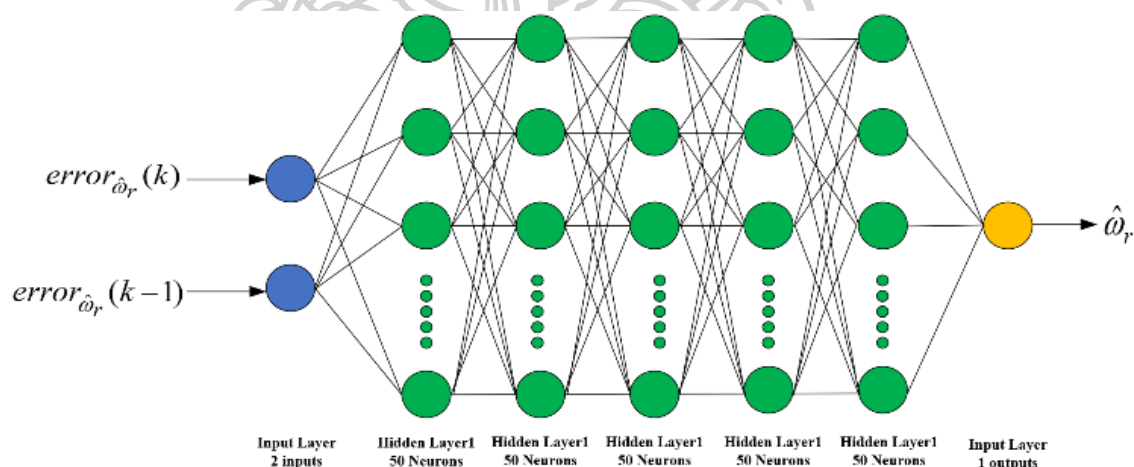
Principal Features	Features ' details
Type	Feed-forward neural network
Activation functions	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function at the hidden layers and linear transfer function at the output layer.
Training algorithm	Supervised back-propagation technique with Levenberg-Marquardt optimization process
Performance function	Mean square error between the network outputs and the desired outputs
Topology	[2 50 50 50 50 50 1]; Fully connected

3.3.2 การฝึกอบรมและการทดสอบ ANN-MRAS

เราเตรียมตัวอย่างข้อมูลฝึกอบรมจำนวน 45,000 ตัวอย่าง ซึ่งเป็นข้อมูลชุดเวลาที่รวบรวมจากการทำงานของ MRAS แบบดั้งเดิมโดยใช้ตัวควบคุม PI ที่มีพารามิเตอร์ต่างๆ จากนั้นจึง

ประมวลผลล่วงหน้าและเตรียมชุดข้อมูลสำหรับการฝึกอบรมและการทดสอบ โดยจำลองสถานการณ์ต่างๆ เช่น การขับรถในสถานะคงที่ การเร่งความเร็วจากความเร็วต่ำไปสูง การชะลอความเร็วจากความเร็วสูงไปต่ำ และการย้อนทิศการหมุนของมอเตอร์ นอกจากนี้ เรายังพิจารณาสถานการณ์การทำงานเมื่อพารามิเตอร์ไม่คงที่ เช่น การขับรถบนเนินเขาหรือด้วยความเร็วต่ำในพื้นที่อยู่อาศัย นอกจากนี้ เรายังพิจารณาการขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ ที่มีภาระของรถและไม่มีภาระเพื่อสร้างชุดข้อมูลฝึกอบรม

จากนั้น อัลกอริทึมการส่งต่อแบบย้อนกลับของ Levenberg Marquardt จะฝึกเครือข่ายประสาทเทียมและปรับแต่งน้ำหนักในเครือข่ายประสาทเทียม โดยผสมผสานจุดแข็งของวิธีการปรับเปลี่ยนน้ำหนักแบบ Gauss-Newton เข้ากับแนวคิดพื้นฐานของอัลกอริทึมการส่งต่อแบบย้อนกลับ โดยใช้ค่าปัจจุบันและค่าก่อนหน้าของความเร็วที่ประมาณไว้เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น ตารางที่ 7 และรูปที่ 31 แสดงพารามิเตอร์และโครงสร้างที่ปรับให้เหมาะสมด้วยตนเองของแบบจำลอง ANN เชิงลึก เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกที่ผ่านการฝึกอบรมแบบออฟไลน์จะเข้ามาแทนที่ตัวควบคุม PI ในกลไกการปรับตัว และค่าความผิดพลาดจะถูกประมาณเป็นความเร็วของมอเตอร์



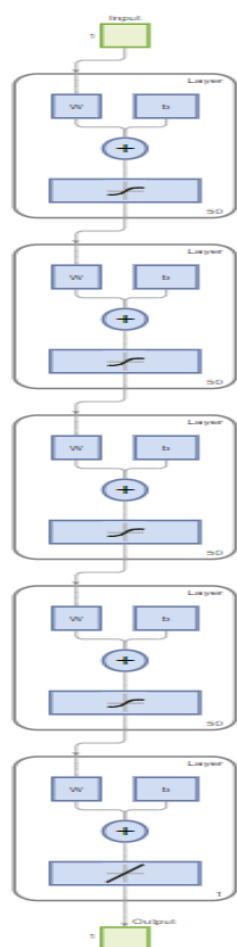
รูปที่ 32 โครงสร้างของ เครือข่ายประสาทเทียมลึกใน MRAS ที่ใช้ Deep ANN

นำพารามิเตอร์และโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้เสนอมมาใช้ในการฝึกอบรมและเรียนรู้กับชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ในโปรแกรม MATLAB/Simulink โดยสามารถเขียนโปรแกรมด้วยภาษา C สร้างอัลกอริทึมได้ตามตาราง โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับการฝึก

ด้วยการใช้ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss function) ที่เหมาะสมและมีการปรับพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น น้ำหนัก (Weights) และอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

ตารางที่ 8 อัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอ

Algorithm : The proposed algorithm



```

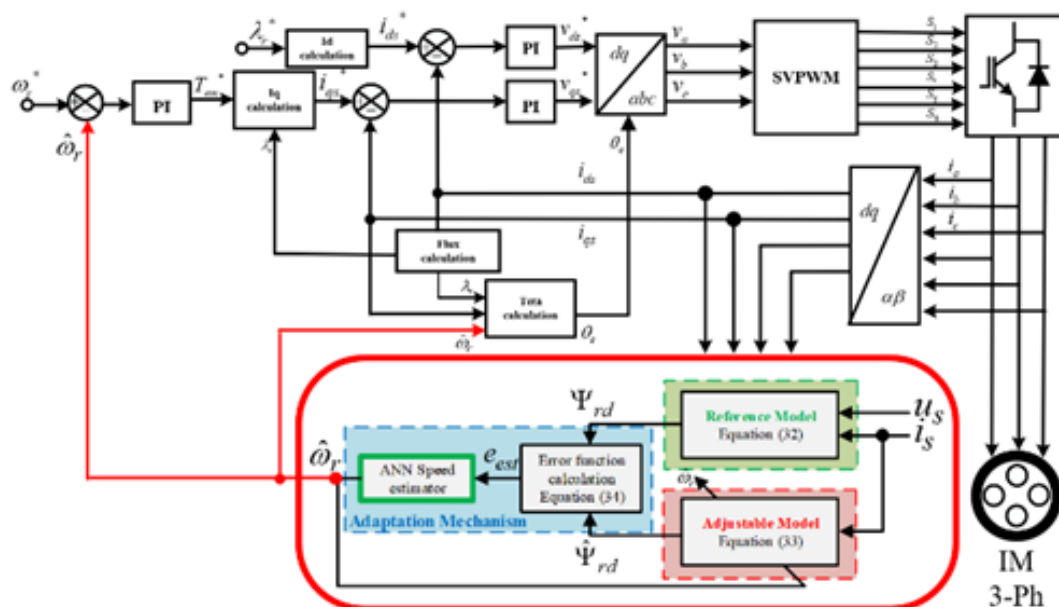
1  net = newff(minmax(input_speed),[50,50,50,50,1]);
2  net.layers.transferFcn = 'tansig';
3  net.layers.transferFcn = 'tansig';
4  net.layers.transferFcn = 'tansig';
5  net.layers.transferFcn = 'tansig';
6  net.layers.transferFcn = 'purelin';
7  net.trainFcn = 'trainlm';
8  net.trainParam.epochs = 10000;
9  net.trainParam.goal = 1e-6;
10 net.trainParam.min_grad = 0.1e-6;
11 net.trainParam.lr = 0.01;
12 net = train(net,input_speed,output_speed)
13 gensim(net)

```

3.3.3 ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในระบบการขับเคลื่อน

ตัวประมาณความเร็ว ANN-MRAS ใช้แบบจำลองอ้างอิงร่วมกับแบบจำลองเชิงปรับตัว เพื่อประเมินข้อผิดพลาดของความเร็วในกลไกการปรับตัว การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแทนที่แบบจำลองเฉพาะช่วยเพิ่มความแม่นยำและความทนทานในการจัดการกับการเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ ในการศึกษาี้ โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกถูกนำมาใช้แทนที่ตัวควบคุม PI ในกลไกการปรับตัว โดยแบบจำลองใหม่ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการ

ด้านทานต่อการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ที่สูงขึ้น และมีความแม่นยำที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองดั้งเดิม แสดงในรูปที่ 33



รูปที่ 33 บล็อกไดอะแกรมรวมของระบบ

3.4 การออกแบบการทดลอง

นำเสนอการออกแบบและการตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวควบคุม MRAS ที่ใช้ ANN ตามที่แสดงในรูปที่ 5 การทดลองจำลองได้ดำเนินการโดยใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB/Simulink โดยในตารางที่ 9 จะมีการแสดงพารามิเตอร์ของมอเตอร์เหนี่ยวนำที่ใช้ในการพัฒนาตัวควบคุมที่เสนอ ประสิทธิภาพของครีฟเซ่นเซอร์ความเร็ว MRAS ที่ใช้ ANN ลึกได้รับการตรวจสอบและประเมิน โดยมีการทดสอบประสิทธิภาพของเครื่องจักรในสองกรณี ได้แก่ กรณีที่ไม่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะและกรณีที่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะ

ตารางที่ 9 พารามิเตอร์ของมอเตอร์เหนี่ยวนำที่ใช้ในการพัฒนาตัวควบคุมที่เสนอ

Parameter	Value
Nominal power	2 HP
Rated voltage	380 V
Rated current	12 A
Phases	3

Stator resistance	4.6 Ω
Stator inductance	0.0281 H
Rotor resistance	4.8404 Ω
Rotor inductance	0.0281 H
Mutual inductance	0.4398 H
Inertia constant	0.04 Kgm_2
Synchronous speed	1500 rpm
Pole pairs	2
Rated supply frequency	50 HZ

ผู้วิจัยได้แบบจำลองของ MRAS ที่ใช้ ANN เชิงลึกสำหรับการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำแบบเหนี่ยวนำภาคสนามแบบไร้เซ็นเซอร์ความเร็วสำหรับยานพาหนะไฟฟ้า เพื่อหาประสิทธิภาพและการทำงานในสถานการณ์การทำงานต่างๆของยานยนต์ไฟฟ้า โดยมีการทดสอบประสิทธิภาพของสองกรณี ได้แก่ กรณีที่ไม่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะและกรณีที่ไม่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะและสถานการณ์ทำงาน 5 สถานการณ์ ดังนี้

3.4.1 การเคลื่อนที่ไปด้านหน้าด้วยความเร็วสูงสุด และการถอยหลังด้วยความเร็วสูงสุด

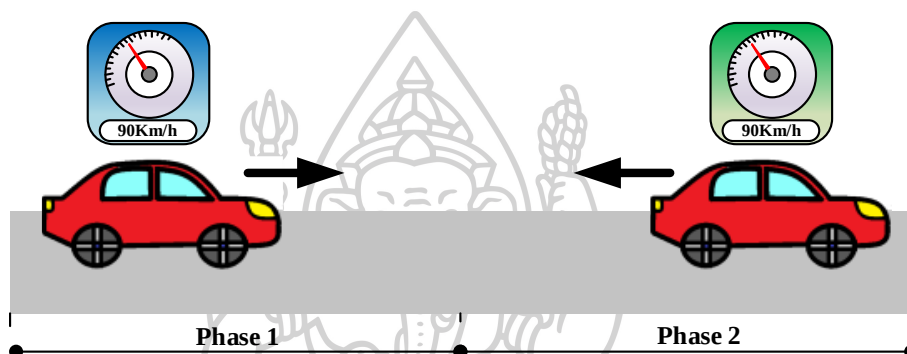
ในการจำลองสถานการณ์นี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานสูงสุดของมอเตอร์เหนี่ยวนำ ทั้งในการขับเคลื่อนไปด้านหน้าและการถอยหลัง แสดงดังรูปที่ 34 สามารถทำได้ในสองกรณีหลัก คือ:

กรณีที่ไม่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะ: ในกรณีนี้การจำลองจะเน้นที่ประสิทธิภาพของมอเตอร์เหนี่ยวนำและกลไกการควบคุมระบบ โดยไม่คำนึงถึงปัจจัยภายนอกที่เกี่ยวข้องกับมวลของยานพาหนะ (เช่น แรงต้านทานการเคลื่อนที่หรือแรงเสียดทาน) การทดสอบจะมุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์ความสามารถของมอเตอร์ในการขับเคลื่อนไปข้างหน้าและถอยหลังตามแรงขับที่ได้จากระบบควบคุม การเปลี่ยนแปลงในการขับเคลื่อนที่สามารถคำนวณได้จากพารามิเตอร์ต่างๆ ของมอเตอร์ เช่น แรงดันไฟฟ้า, กระแส, ความเร็วของโรเตอร์ และการตอบสนองของระบบควบคุมในทั้งสองทิศทาง

กรณีที่ไม่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะ: เมื่อคำนึงถึงมวลของยานพาหนะในการจำลอง เราต้องเพิ่มตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่เชิงกล (เช่น ความเร่ง, แรงต้านทาน, และแรงเสียดทาน) ซึ่งจะส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงความเร็วและการควบคุมของมอเตอร์ในระหว่างการขับเคลื่อนไปข้างหน้าและถอยหลัง การจำลองในกรณีนี้จะรวมถึงปัจจัยทางฟิสิกส์ที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่

ของยานพาหนะ เช่น แรงกระทำจากการหมุนของมอเตอร์, การสูญเสียพลังงานจากแรงเสียดทานระหว่างล้อและพื้นถนน, และการส่งผ่านแรงจากมอเตอร์ไปยังล้อ ซึ่งจะช่วยให้ได้ผลลัพธ์ที่สมจริง และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในโลกรจริงได้มากขึ้น

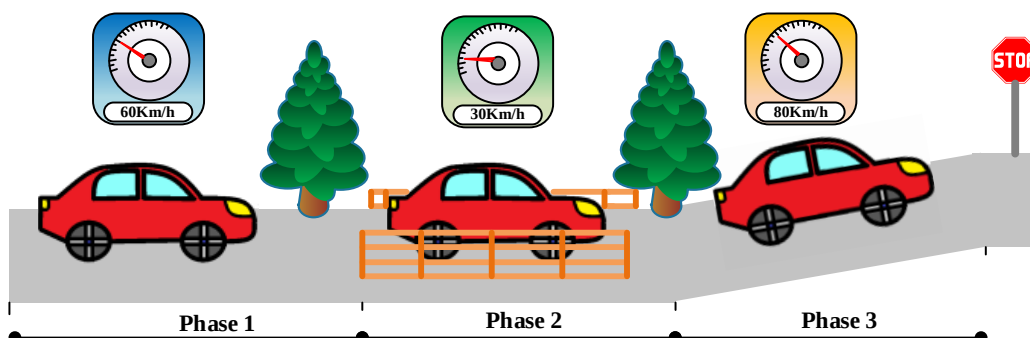
ในการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานสูงสุดในทั้งสองกรณี จะต้องพิจารณา ค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญ เช่น พลังงานที่ใช้, ประสิทธิภาพในการแปลงพลังงาน, และการตอบสนองของมอเตอร์ในสถานการณ์ที่แตกต่างกัน รวมถึงการวิเคราะห์การควบคุมในแต่ละทิศทางเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพการขับเคลื่อนที่ดีที่สุด.



รูปที่ 34 การขับเคลื่อนไปด้านหน้าและการถอยหลัง

3.4.2 การเคลื่อนที่บนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน

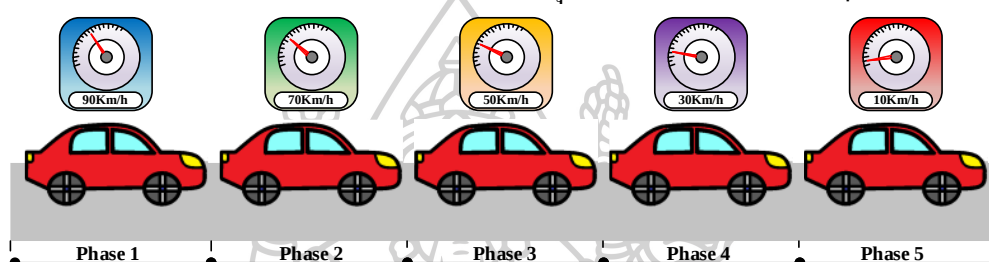
ในการจำลองสถานการณ์นี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานในสถานการณ์ที่แตกต่างกัน แสดงดังรูปที่ 35 เราจะเริ่มต้นด้วยการขับเคลื่อนบนทางปกติที่มีพื้นผิวเรียบและการทรงตัวที่เสถียร หลังจากนั้นจะทดสอบการชะลอความเร็วลงเมื่อเข้าสู่เขตชุมชนที่มีการจำกัดความเร็วและอาจมีอุปสรรคต่างๆ เช่น คนเดินถนนและรถยนต์อื่นๆ ที่ทำให้ต้องมีการปรับตัวและลดความเร็วอย่างรอบคอบ ก่อนที่จะเพิ่มความเร็วขึ้นอีกครั้งเพื่อทดสอบการขับขึ้นทางลาดชันที่มีความยากลำบากในการเกาะยึดถนนและการจัดการกับแรงเสียดทานที่เปลี่ยนแปลงตามมุมลาด



รูปที่ 35 การขับเคลื่อนที่บนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน

3.4.3 การลดความเร็วจากความเร็วสูงสุดตามลำดับ

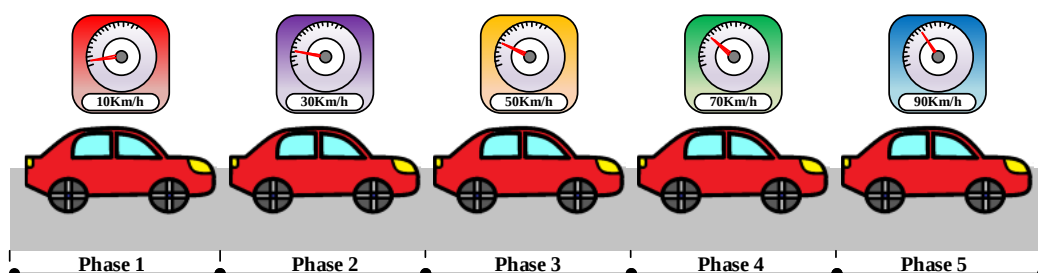
ในการจำลองสถานการณ์นี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานในสถานการณ์ที่ต้องการลดความเร็วในการขับเคลื่อนแสดงดังรูปที่ 36 เราจะเน้นไปที่การใช้งานในสถานะต่างๆ ที่จำเป็นต้องปรับความเร็วของยานยนต์ให้เหมาะสม เช่น การขับในพื้นที่ที่มีการจราจรหนาแน่นหรือในเขตที่มีการจำกัดความเร็ว รวมถึงการทดสอบในสถานะที่ไม่คงที่ของการขับเคลื่อนยานยนต์ไฟฟ้า เช่น การเปลี่ยนแปลงของแรงดันไฟฟ้าในแบตเตอรี่ การรับมือกับอุณหภูมิที่แตกต่างกัน และผลกระทบจากการขับในสภาพถนนที่เปลี่ยนแปลงหรือมีความลาดชัน เพื่อประเมินการทำงานของระบบขับเคลื่อนและการรักษาความเสถียรในการควบคุมยานยนต์ในสถานะต่างๆ



รูปที่ 36 การขับเคลื่อนแบบลดความเร็วจากความเร็วสูงสุด

3.4.4 การเพิ่มความเร็วจนถึงความเร็วสูงสุดตามลำดับ

ในการจำลองสถานการณ์นี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานในสถานการณ์ที่ต้องการเพิ่มความเร็วในการขับเคลื่อนแสดงดังรูปที่ 37 เราจะพิจารณาในหลายๆ สถานะที่จำเป็นต้องเพิ่มความเร็วอย่างค่อยเป็นค่อยไป เช่น การขับขึ้นทางด่วนหรือการเร่งความเร็วในสถานการณ์ที่ต้องการการตอบสนองที่รวดเร็ว เช่น การแข่งรถหรือการเดินทางในเส้นทางที่ต้องการการเร่งความเร็วที่สูงขึ้น ในขณะที่เดียวกันยังต้องตรวจสอบการทำงานของระบบขับเคลื่อนยานยนต์ไฟฟ้าในสถานะที่ไม่คงที่ เช่น การเปลี่ยนแปลงของแรงดันไฟฟ้าในแบตเตอรี่เมื่อความเร็วเพิ่มขึ้น การจัดการกับการลดลงของประสิทธิภาพในสภาพอุณหภูมิที่ไม่คงที่ หรือผลกระทบจากการขับเคลื่อนบนพื้นผิวถนนที่แตกต่างกัน เพื่อตรวจสอบความเสถียรและการตอบสนองของระบบในสถานการณ์ที่มีความท้าทาย



รูปที่ 37 การขับเคลื่อนแบบเพิ่มความเร็วจากความเร็วสูงสุด

3.5 ดำเนินการทดลอง เก็บรวบรวมผลและวิเคราะห์ผลการทดลอง

3.5.1 ดำเนินการทดลอง

การทดลองจะสร้างแบบจำลองของ MRAS ที่ใช้ ANN เชิงลึกสำหรับการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำแบบเหนี่ยวนำภาคสนามแบบไร้เซ็นเซอร์ความเร็วสำหรับยานพาหนะไฟฟ้าด้วยโปรแกรม MATLAB โดยสร้างตัวควบคุมทั้งหมด 2 ตัว คือ ตัวควบคุมPI และ ตัวควบคุมการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงาน

3.5.2 เก็บรวบรวมผล

เก็บรวบรวมผลการทดลองของตัวควบคุม PI และการเรียนรู้เชิงลึก โดยจะเก็บค่าความเร็ว, แรงบิด แรงดัน และกระแส ของมอเตอร์ และวิเคราะห์ผลความแตกต่างของแต่ละตัวควบคุม



บทที่ 4

ผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบสมรรถนะของตัวควบคุมเวกเตอร์แบบไร้เซ็นเซอร์สำหรับระบบขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส ในยานยนต์ไฟฟ้า โดยเปรียบเทียบตัวควบคุม MRAS เิงลิคที่ผสมผสานกับ ANN (Artificial neural network) กับ ตัวควบคุมแบบ PI โดยทำการทดสอบตามการออกแบบการทดสอบในบทที่ 3 โดยมีรายละเอียดของพหงานวิจัยดังนี้

4.1 ภาพรวมระบบการควบคุมที่นำเสนอ

การทำงานของระบบที่นำเสนอ สามารถแบ่งออกได้ 3 ส่วน ตามรูปที่ 38 คือ 1.การควบคุมแบบสนามแม่เหล็กทางอ้อม 2. การขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำที่สัมพันธ์กับล้อยานยนต์ และ 3. ตัวควบคุม MRAS เิงลิคที่ผสมผสานกับ ANN โดยแต่ละส่วนมีหน้าที่สำคัญดังนี้

4.1.1 ตัวควบคุมแบบสนามแม่เหล็กทางอ้อม

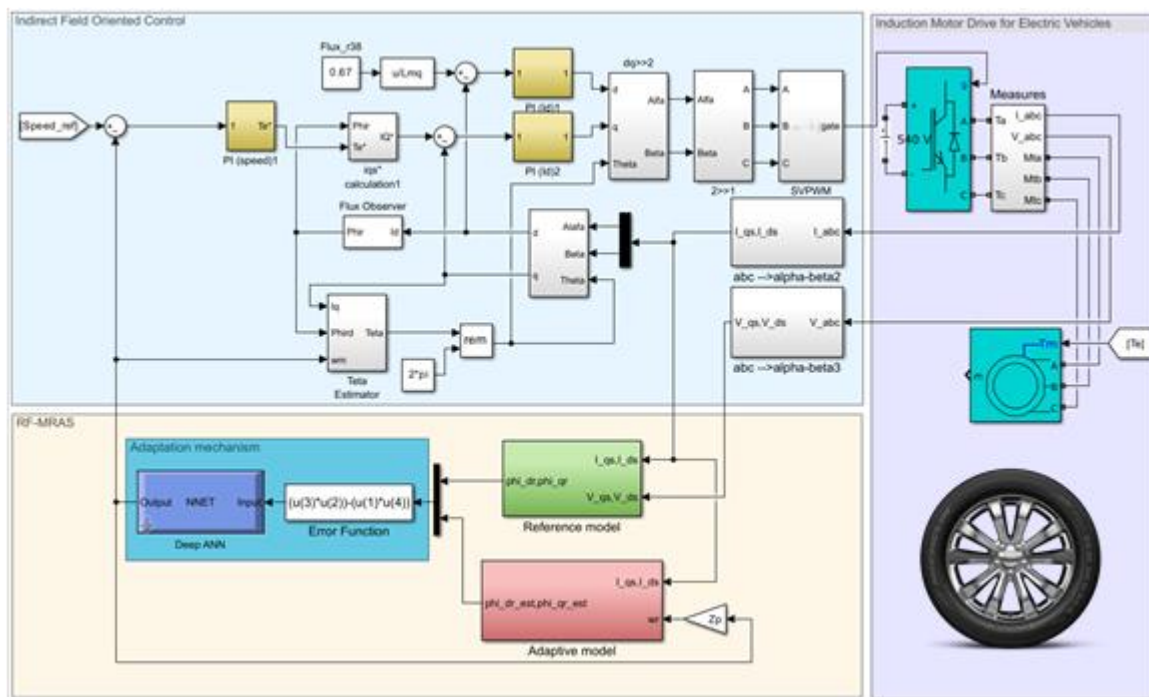
IFOC เป็นเทคนิคการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำ (Induction Motor) ที่ทำให้สามารถควบคุมแรงบิด (Torque) และสนามแม่เหล็ก (Flux) ได้อย่างอิสระ โดยอาศัยการประมาณมุมสนามแม่เหล็กแทนการวัดโดยไม่ต้องใช้เซ็นเซอร์ตรวจวัดฟลักซ์โดยตรง ซึ่งช่วยลดความซับซ้อนและต้นทุนของระบบ ลดการใช้เซ็นเซอร์วัดฟลักซ์ ทำให้ระบบมีความทนทานมากขึ้น

4.1.2 การขับเคลื่อนของมอเตอร์เหนี่ยวนำที่สัมพันธ์กับล้อยานยนต์

Induction Motor ทำงานบนหลักการของสนามแม่เหล็กหมุน (Rotating magnetic field: RMF) ซึ่งเกิดจากการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ (AC) เข้าไปในขดลวดสเตเตอร์ (Stator) เมื่อสนามแม่เหล็กหมุนเกิดขึ้น จะทำให้เกิดกระแสไฟฟ้าเหนี่ยวนำขึ้นในโรเตอร์ (Rotor) และสร้างแรงบิด (Torque) ทำให้โรเตอร์หมุน ใน EV เพื่อส่งพลังงานไปยังล้อของยานยนต์ โดยในระบบขับเคลื่อนนี้มอเตอร์เหนี่ยวนำจะทำหน้าที่เป็นแหล่งกำลังหลักในการหมุนล้อรถยนต์

4.1.3 ตัวควบคุม MRAS เิงลิคที่ผสมผสานกับ ANN

RF-MRAS เป็นเทคนิคที่ใช้ในระบบควบคุมมอเตอร์เพื่อประมาณค่าความเร็วของมอเตอร์โดยไม่ต้องใช้เซ็นเซอร์ เทคนิคนี้จะมีการคำนวณค่าความเร็วจากโมเดลที่เป็นอ้างอิง (Reference model) และค่าที่ได้รับจากการวัดแรงดัน (Voltage) และกระแส (Current) ของมอเตอร์ โดยใช้ Adaptive control เพื่อปรับค่าควบคุม ในการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำเป็นวิธีการที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการควบคุมมอเตอร์ที่ไม่มีเซ็นเซอร์ความเร็ว โดยการใช้ ANN ในการเรียนรู้พฤติกรรมของมอเตอร์และปรับพารามิเตอร์ของระบบ MRAS ให้เหมาะสม ทำให้ระบบสามารถตอบสนองได้ดีและแม่นยำในสถานะที่หลากหลายและเปลี่ยนแปลงได้



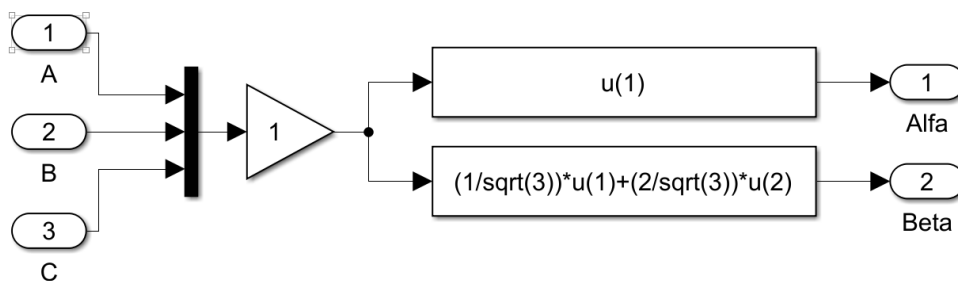
รูปที่ 38 โครงสร้างของระบบที่นำเสนอในโปรแกรม MATLAB/Simulink

4.2 จำลองสมการและระบบในซอฟต์แวร์ MATLAB/Simulink

นำสมการและระบบการควบคุมที่นำเสนอในทฤษฎีฉบับนี้ มาจำลองขึ้นเพื่อทดสอบการทำงานในซอฟต์แวร์ MATLAB/Simulink ได้ดังนี้

4.2.1 การแปลงกระแสจากฟัดสามเฟส ABC ไปเป็นฟัดสองมิติ Alpha Beta

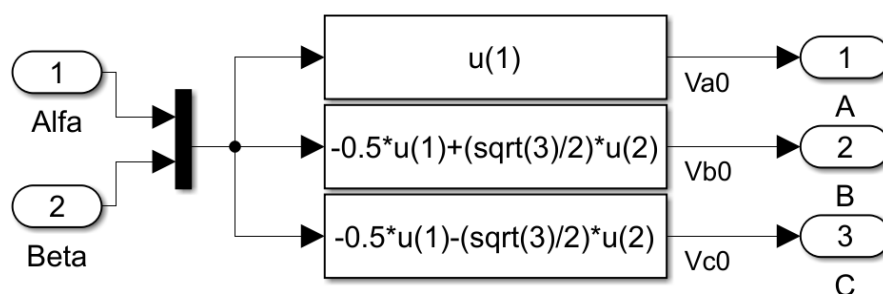
การแปลงกระแสจากฟัดสามเฟส (A, B, C) ไปเป็นฟัดสองมิติ α และ β จะใช้ Clarke transformation ซึ่งช่วยในการแปลงกระแสจากระบบสามเฟส (หรือระบบฟัด A, B, C) ไปเป็นฟัดที่ไม่หมุน (α, β) ซึ่งสามารถนำไปใช้งานในระบบควบคุมได้ง่ายขึ้น



รูปที่ 39 บล็อกไดอะแกรมการแปลงกระแสสามเฟส ABC ไปเป็นฟัดสองมิติ Alpha Beta

4.2.2 การแปลงจากพิกัด Alpha Beta กลับไปเป็นพิกัดสามเฟส ABC

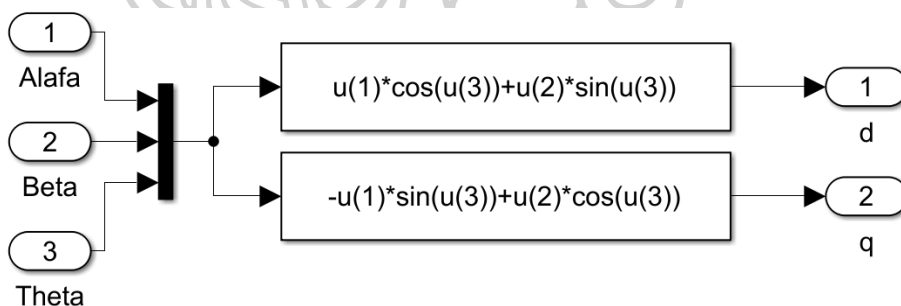
การแปลงจากพิกัด α และ β กลับไปเป็นพิกัดสามเฟส A, B, และ C สามารถทำได้โดยใช้ Inverse Clarke transformation ซึ่งจะเป็นการย้อนกลับการแปลงจาก $\alpha - \beta$ ให้เป็นพิกัดสามเฟสที่เกี่ยวข้องกับมอเตอร์



รูปที่ 40 บล็อกไดอะแกรมการแปลงจากพิกัด Alpha Beta กลับไปเป็นพิกัดสามเฟส ABC

4.2.3 การแปลงจาก Alpha Beta ไปเป็นพิกัด dq (Park Transformation)

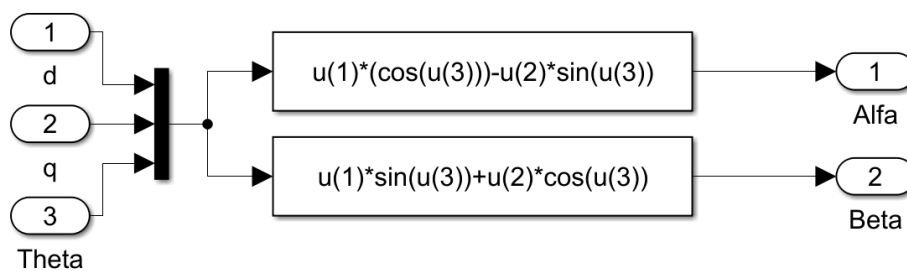
การแปลงจากพิกัด α และ β ไปเป็นพิกัด d และ q ในระบบ Field oriented control (FOC) จะใช้การแปลง Park Transformation ซึ่งเป็นการแปลงพิกัดจากระบบที่ไม่หมุน (Stationary reference frame) ให้เป็นระบบที่หมุนตามมุมของโรเตอร์ (Rotating reference frame)



รูปที่ 41 บล็อกไดอะแกรมการแปลงจาก Alpha Beta ไปเป็นพิกัด dq

4.2.4 การแปลงจากพิกัด dq กลับไปเป็นพิกัด Alpha Beta (Inverse Park Transformation)

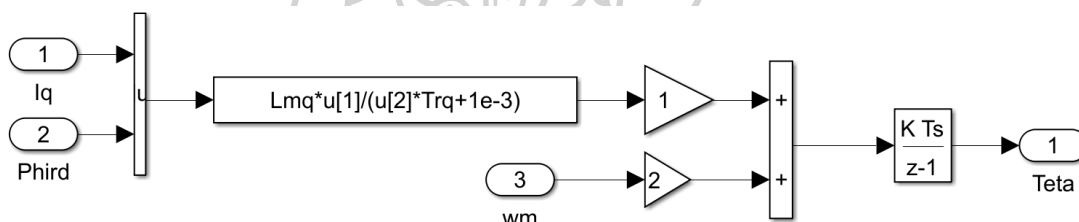
การแปลงจากพิกัด d และ q กลับไปเป็นพิกัด α และ β สามารถทำได้โดยใช้ Inverse Park transformation ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของ Park Transformation ที่ใช้ในการแปลงจากพิกัดที่หมุนกลับเป็นพิกัดที่ไม่หมุน



รูปที่ 42 บล็อกไดอะแกรมการแปลงจากพิกัด dq กลับไปเป็นพิกัด Alpha Beta

4.2.5 การประมาณมุมของโรเตอร์ (Teta Estimator)

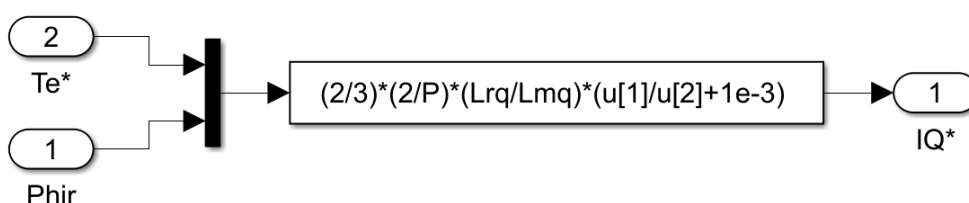
Theta Estimator (θ Estimator) คือ เทคนิคที่ใช้ในการประมาณมุมของโรเตอร์ (Rotor angle, θ) ในมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับ (AC motor) โดยเฉพาะในการควบคุมมอเตอร์ด้วยเทคนิค Field Oriented Control ซึ่งมุมของโรเตอร์มีความสำคัญในการแปลงข้อมูลกระแสจากพิกัด $\alpha - \beta$ ไปเป็นพิกัด d-q และในทางกลับกัน การทราบมุมของโรเตอร์อย่างแม่นยำช่วยให้สามารถควบคุมแรงบิดและฟลักซ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด



รูปที่ 43 บล็อกไดอะแกรมการประมาณมุมของโรเตอร์

4.2.6 การคำนวณกระแสในแกน q (Iq calculation)

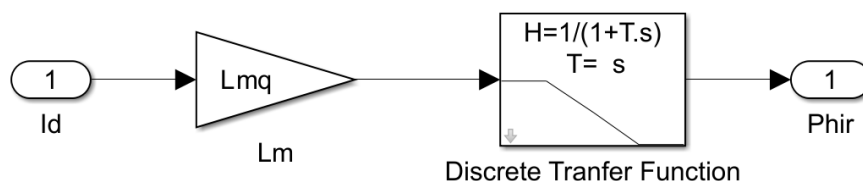
การคำนวณ I_q หรือกระแสในแกน q ในระบบ Field oriented control มีความสำคัญในการควบคุมแรงบิดของมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับ (AC motor) โดยกระแสในแกน q จะมีความสัมพันธ์กับแรงบิดที่มอเตอร์สร้างขึ้น การคำนวณ I_q มักจะเกี่ยวข้องกับการควบคุมแรงบิดของมอเตอร์และการแปลงข้อมูลจากพิกัด $\alpha - \beta$ ไปเป็นพิกัด d-q



รูปที่ 44 บล็อกไดอะแกรมการคำนวณกระแสในแกน q

4.2.7 การประมาณค่าฟลักซ์แม่เหล็ก (Flux Observer)

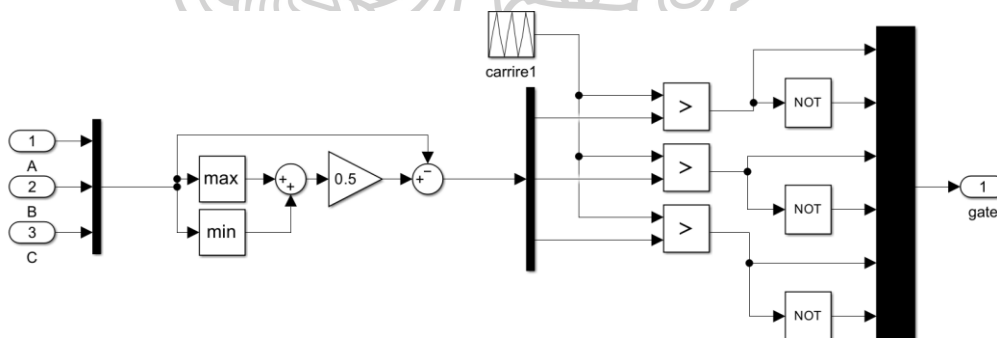
Flux Observer คือ เทคนิคการประมาณค่าฟลักซ์แม่เหล็ก (Magnetic flux) ในระบบ Field Oriented Control หรือระบบควบคุมมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับ (AC motor) ที่ใช้ในการควบคุมมอเตอร์ Induction motor โดยที่ไม่ต้องใช้เซ็นเซอร์ฟลักซ์หรือเครื่องมือวัดโดยตรงในการวัดฟลักซ์แม่เหล็ก



รูปที่ 45 บล็อกไดอะแกรมการประมาณค่าฟลักซ์แม่เหล็ก

4.2.8 Space vector pulse width modulation (SVPWM)

SVPWM (Space vector pulse width modulation) คือ เทคนิคในการควบคุมการขับเคลื่อนมอเตอร์ไฟฟ้ากระแสสลับ (AC motor) โดยใช้การปรับความกว้างของพัลส์ เพื่อลดการบิดเบือนของแรงดันในมอเตอร์และเพิ่มประสิทธิภาพในการควบคุมมอเตอร์ โดยเฉพาะในระบบที่ใช้มอเตอร์ไฟฟ้าแบบ Induction motor หรือ Permanent magnet synchronous motor (PMSM)

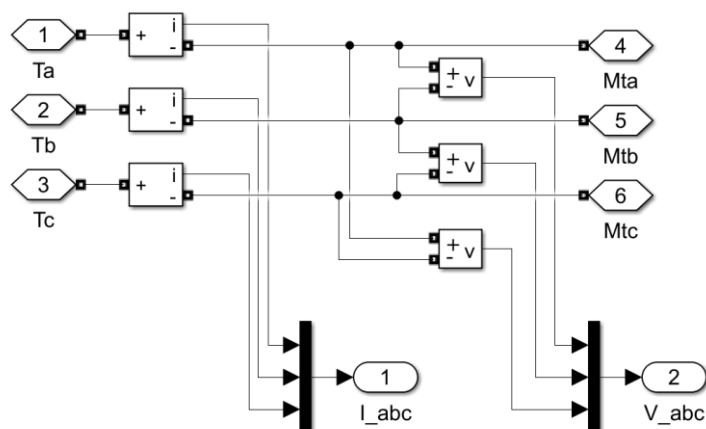


รูปที่ 46 บล็อกไดอะแกรม Space vector pulse width modulation

4.2.9 การวัดค่าแรงดันและกระแสจาก IGBT (IGBT Measures)

IGBT (Insulated gate bipolar transistor) คือ อุปกรณ์เซมิคอนดักเตอร์ที่ใช้ในการควบคุมและสวิตช์สัญญาณไฟฟ้าในวงจรแรงดันสูงและกระแสสูง มักถูกใช้ในแอปพลิเคชันที่ต้องการการควบคุมการจ่ายพลังงาน เช่น มอเตอร์ขับเคลื่อน, เครื่องขยายเสียง, แปลงพลังงานไฟฟ้า และ ระบบพลังงานหมุนเวียน โดยเฉพาะในแหล่งพลังงานไฟฟ้ากระแสสลับที่ควบคุมด้วย การวัดค่าหรือการ

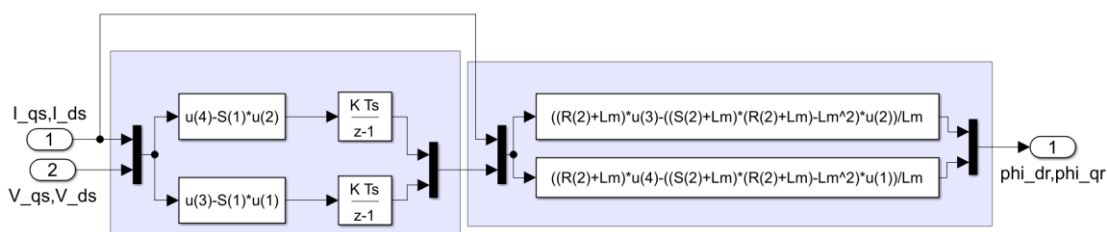
ตรวจสอบประสิทธิภาพของ IGBT เป็นสิ่งสำคัญในการประเมินประสิทธิภาพการทำงานและความน่าเชื่อถือของอุปกรณ์ เพื่อให้มั่นใจว่า IGBT ทำงานได้ตามที่คาดหวัง และไม่เกิดความเสียหายจากการใช้งานที่ไม่เหมาะสม



รูปที่ 47 บล็อกไดอะแกรมการวัดค่าแรงดันและกระแสจาก IGBT

4.2.10 Reference model

Reference model ทำหน้าที่เป็นแบบจำลองที่กำหนดพฤติกรรมที่ต้องการของมอเตอร์ในแบบจำลองที่สมบูรณ์แบบ ซึ่งจะใช้ในการควบคุมมอเตอร์ในลักษณะที่ช่วยให้มันทำงานตามสถานะที่ต้องการ เช่น ความเร็ว แรงบิด และฟลักซ์แม่เหล็ก โดย Reference model จะทำหน้าที่ในการคำนวณค่าที่ต้องการที่ควบคุมกระแสในแกน d (I_d) และ กระแสในแกน q (I_q) ที่ใช้ในการควบคุมฟลักซ์และแรงบิดของมอเตอร์

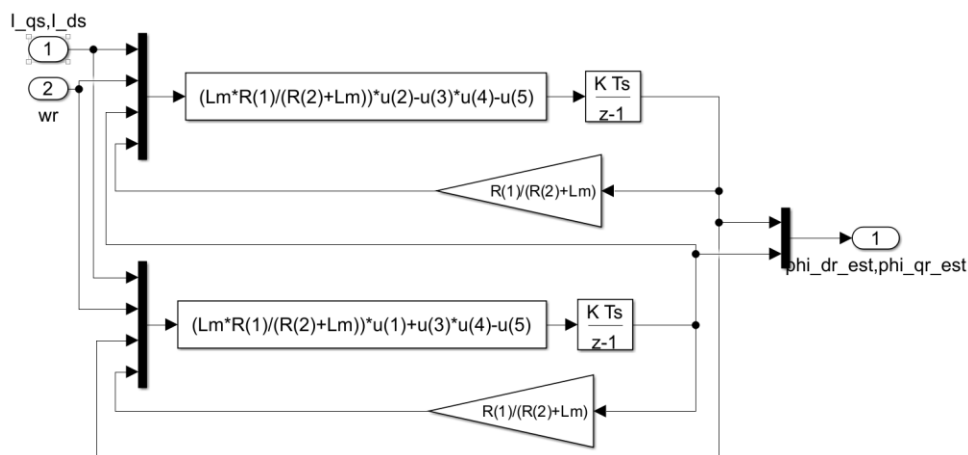


รูปที่ 48 บล็อกไดอะแกรม Reference model

4.2.11 Adaptive model

Adaptive model เป็นส่วนสำคัญที่ช่วยปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ของระบบควบคุมโดยอัตโนมัติเพื่อให้มอเตอร์ทำงานได้ดีที่สุดในสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งอาจจะเกิดจากการ

เปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์มอเตอร์ (เช่น ความต้านทาน, ความเหนี่ยวนำ, หรือฟลักซ์) หรือภาระที่ไม่แน่นอนในขณะทำงาน

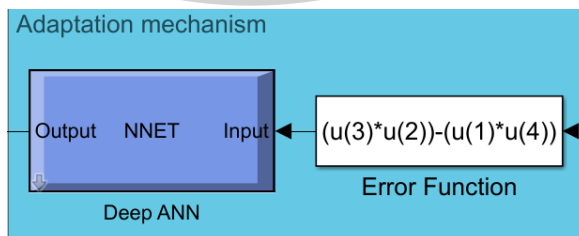


รูปที่ 49 บล็อกไดอะแกรม Adaptive model

4.2.12 Adaptation mechanism

เป็นกลไกที่ใช้ในการปรับพารามิเตอร์ของมอเตอร์ (เช่น ความต้านทาน, ความเหนี่ยวนำ) โดยอัตโนมัติเพื่อให้การควบคุมกระแสและแรงบิดในมอเตอร์ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพแม้มีการเปลี่ยนแปลงในสภาพแวดล้อมหรือคุณสมบัติของมอเตอร์ที่ไม่แน่นอน

ใน IFOC, MRAS จะใช้เทคนิคการประมาณพารามิเตอร์ของมอเตอร์ที่สำคัญ ซึ่งช่วยให้ระบบสามารถควบคุมได้อย่างแม่นยำแม้เมื่อพารามิเตอร์ที่ใช้ในระบบควบคุมเปลี่ยนแปลงไป การปรับพารามิเตอร์นี้สามารถทำได้โดยการวิเคราะห์ข้อผิดพลาดระหว่างการตอบสนองที่คาดหวังจาก Reference model และ Adaptive model และส่งไปยัง Deep ANN เพื่อประมาณค่าความเร็วรอบของมอเตอร์

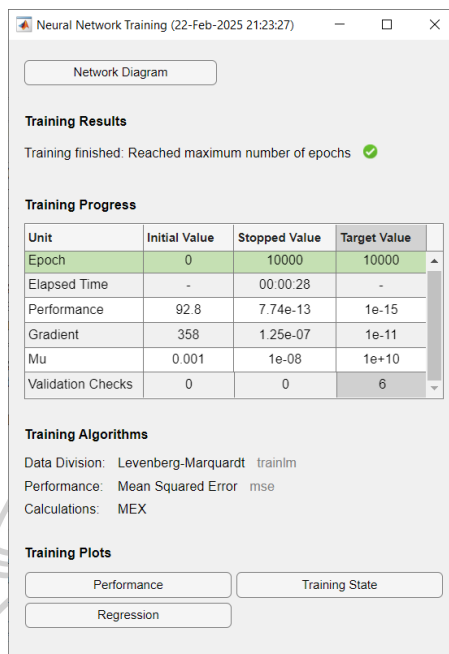


รูปที่ 50 บล็อกไดอะแกรม Adaptation mechanism

4.3 การสอนและฝึกอบรม ตัวควบคุม RF-MRAS

เครื่องมือฝึกอบรมโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือ MATLAB ที่มีอินเตอร์เฟซแบบกราฟิก (GUI) ออกแบบมาเพื่อใช้ฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบไดคอบ ดังแสดงในรูปที่ 51 โดย

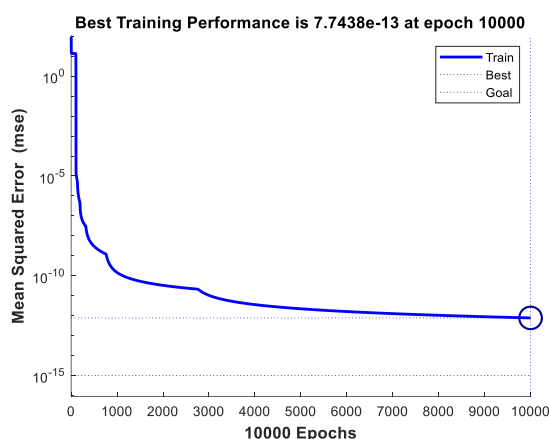
ให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับความคืบหน้าและประสิทธิภาพของการฝึกอบรม รายละเอียดของส่วนต่างๆ และองค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ตามตารางที่ 7 ในบทที่ 3



รูปที่ 51 GUI ของการฝึกอบรมโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB

4.3.1 กราฟประสิทธิภาพ (Performance Plot)

GUI ของ `nntraintool` มีกราฟหลายรูปแบบที่อัปเดตแบบไดนามิกระหว่างการฝึกเพื่อแสดงความคืบหน้าของการฝึกและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งรวมถึงกราฟประสิทธิภาพที่แสดงการเปลี่ยนแปลงของค่าตัวชี้วัด เช่น Mean squared error (MSE) ตลอดแต่ละ Epoch หรือ Iteration โดยมีเป้าหมายเพื่อลดค่าความผิดพลาดให้ต่ำที่สุด ผ่านการฝึกด้วยข้อมูลจากค่าความผิดพลาดจะถูกประมาณเป็นความเร็วของโรเตอร์ที่ต้องการ เป็นระยะเวลา 10,000 Epochs ตามตัวเลือกการฝึกที่กำหนด และนำเครือข่ายที่ผ่านการฝึกแล้วไปใช้ทำนายค่าการแก้ไขค่าความผิดพลาดใหม่



รูปที่ 52 GUI ของความคืบหน้าของการฝึกและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

ในโปรแกรม MATLAB

4.3.2 กราฟสถานะการฝึก (Training state plot)

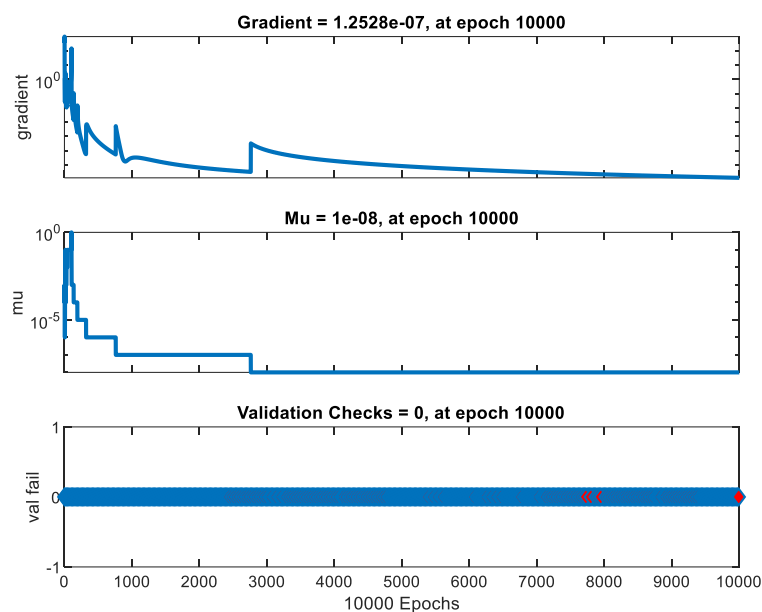
แสดงค่าความชัน (Gradient), พารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้แบบปรับค่าได้ (Mu) และจำนวนความล้มเหลวในการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation failures - val. fail.) ซึ่งให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับกระบวนการฝึกและประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละ Epoch.

กราฟความชัน (Gradient subplot): กราฟความชันแสดงค่าความชันของพารามิเตอร์ของเครือข่าย (น้ำหนักและอคติ) ระหว่างการฝึก ซึ่งช่วยให้เข้าใจถึงการปรับพารามิเตอร์ของเครือข่ายเพื่อหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันความผิดพลาด การติดตามกราฟความชันช่วยให้มั่นใจว่าเครือข่ายกำลังค่อย ๆ เข้าสู่การแก้ปัญหาที่เหมาะสม โดยปกติแล้วค่าความชันควรลดลงในระหว่างการฝึกเมื่อเครือข่ายเรียนรู้ที่จะทำการทำนายที่แม่นยำขึ้น

กราฟพารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้แบบปรับค่าได้ (Mu) กราฟแสดงพารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้แบบปรับค่าได้ในแต่ละ Epoch ซึ่งแสดงถึงอัตราการเรียนรู้ในแต่ละช่วงของการฝึก การติดตามค่าของ Mu ช่วยให้เข้าใจว่าการปรับอัตราการเรียนรู้มีการเปลี่ยนแปลงไปอย่างไรในช่วงเวลาที่ฝึก และว่ามันกำลังเข้าสู่ค่าคงที่หรือมีการเปลี่ยนแปลงอย่างมาก การที่ค่า Mu ลดลงหรือคงที่อย่างสม่ำเสมอแสดงถึงกลยุทธ์การปรับอัตราการเรียนรู้ที่ดี.

กราฟความล้มเหลวในการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation failures - val. fail.): กราฟแสดงจำนวนความล้มเหลวในการตรวจสอบความถูกต้องหรือการจำแนกผิดในระหว่างการฝึก ซึ่งเป็นการวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมบนชุดข้อมูลการตรวจสอบ (Validation dataset) ที่แยกออกจากชุดข้อมูลการฝึก (Training dataset) การติดตามกราฟนี้ช่วยประเมิน

ความสามารถในการทั่วไป (Generalization) ของเครือข่ายและระบุ Epoch ที่ประสิทธิภาพของเครือข่ายอาจเสื่อมลงได้ เป้าหมายคือการลดจำนวนความล้มเหลวในการตรวจสอบความถูกต้องให้ต่ำที่สุดในแต่ละ Epoch ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำที่ดีขึ้นและความสามารถในการทั่วไปที่ดีขึ้นของเครือข่าย

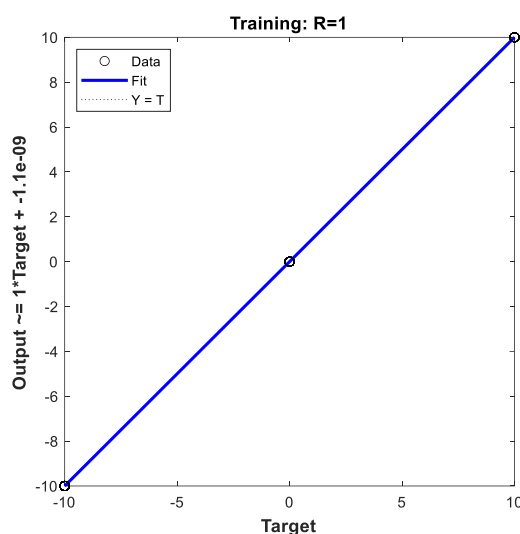


รูปที่ 53 GUI ของความคืบหน้าสถานะการฝึกของโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม

MATLAB

4.3.3 กราฟการถดถอย (Regression plot)

กราฟการถดถอยรูปที่54 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าการแก้ไขหน้าเวฟที่ต้องการและค่าการแก้ไขที่ทำนาย ซึ่งช่วยในการประเมินความสัมพันธ์และการพอดีกันระหว่างค่าที่ทำนายและค่าที่ต้องการ การเปรียบเทียบค่าการแก้ไขที่ทำนายกับค่าที่ต้องการ ช่วยในการประเมินความแม่นยำของโมเดลการถดถอย



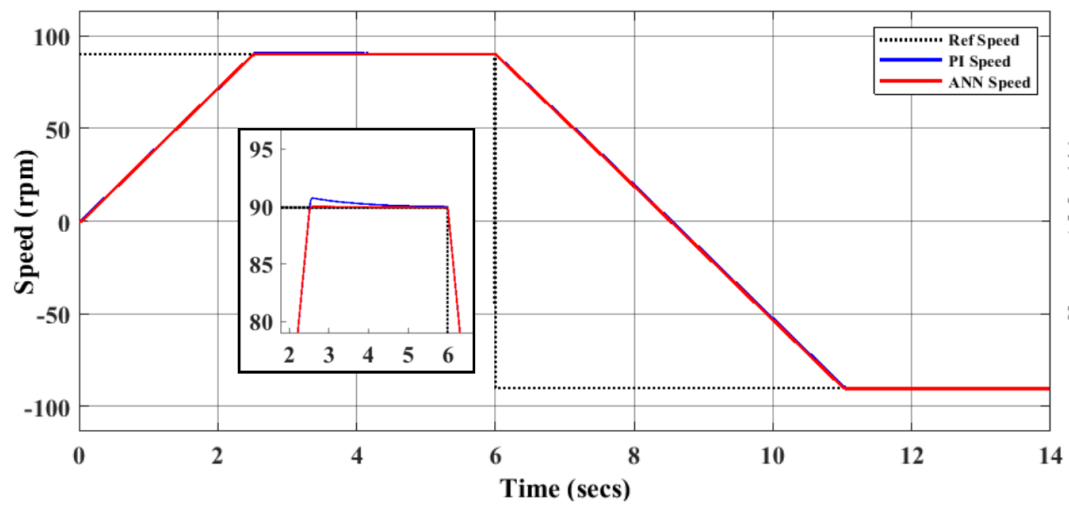
รูปที่ 54 GUI แสดงผลการถดถอยของโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB

4.4 การจำลอง และผลการทดสอบ

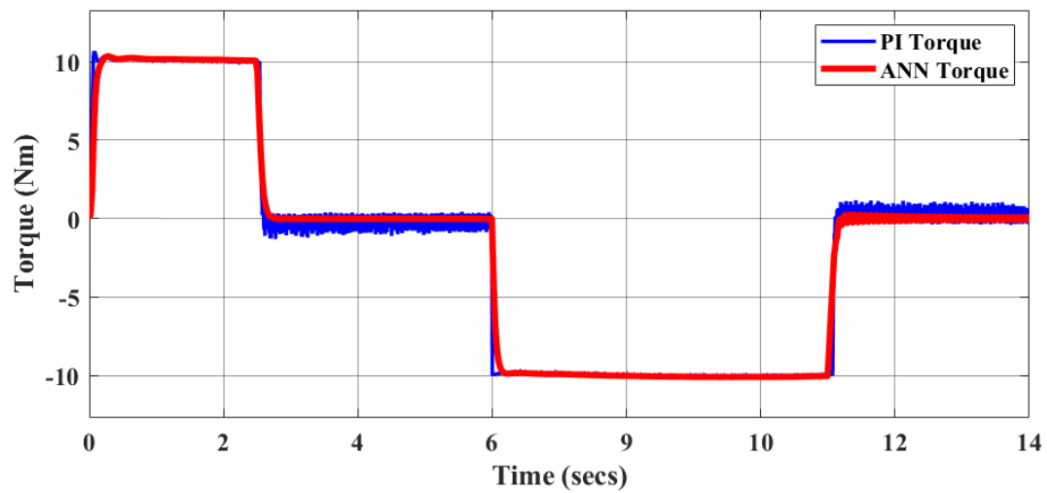
ผู้วิจัยได้จำลองและทดลอง MRAS ที่ใช้ ANN เชิงลึกสำหรับการควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำแบบเหนี่ยวนำภาคสนามแบบไร้เซ็นเซอร์ความเร็วสำหรับยานพาหนะไฟฟ้า เพื่อหาประสิทธิภาพและการทำงานในสถานการณ์การทำงานต่างๆของยานยนต์ไฟฟ้า โดยมีการทดสอบประสิทธิภาพของสองกรณี ได้แก่ กรณีที่ไม่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะและกรณีที่คำนึงถึงมวลของยานพาหนะ และสถานการณ์ทำงาน 5 สถานการณ์ ดังนี้

4.4.1 การเคลื่อนที่ไปด้านหน้าด้วยความเร็วสูงสุด และการถอยหลังด้วยความเร็วสูงสุด

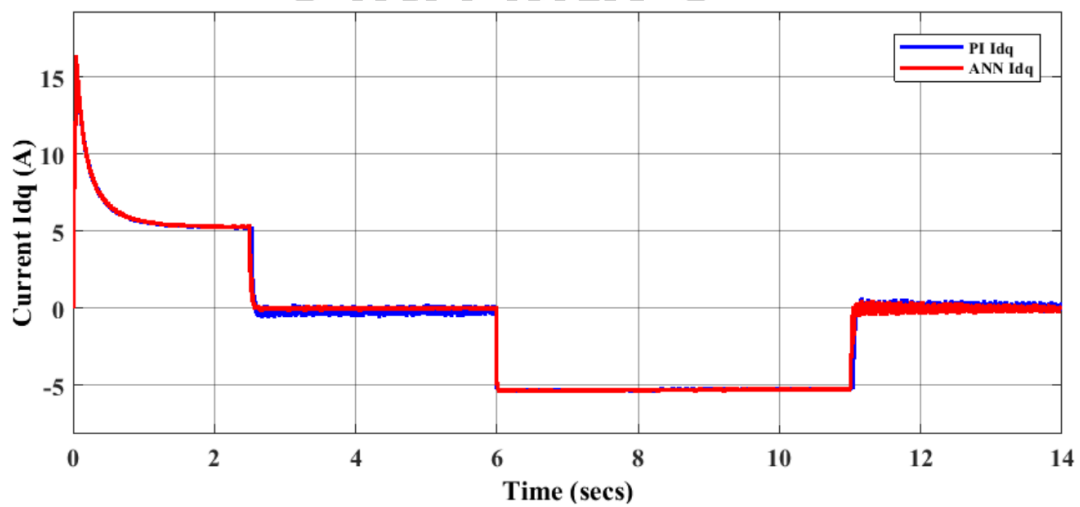
กรณีที่**ไม่**คำนึงถึงมวลของยานพาหนะ: ในกรณีนี้การจำลองจะเน้นที่ประสิทธิภาพของมอเตอร์เหนี่ยวนำและกลไกการควบคุมระบบ โดย**ไม่**คำนึงถึงปัจจัยภายนอกที่เกี่ยวข้องกับมวลของยานพาหนะ แสดงผลการทดสอบดังรูปที่ 55-58



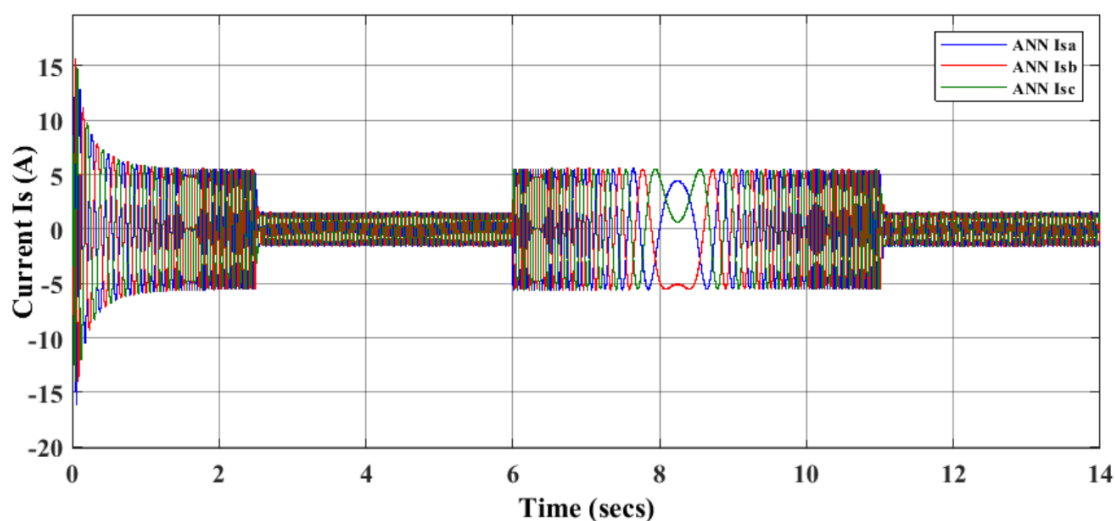
รูปที่ 55 กราฟแสดงการตอบสนองความเร็ว: ตัวควบคุม PI และ ANN



รูปที่ 56 กราฟแสดงการตอบสนองแรงบิด: ตัวควบคุม PI และ ANN



รูปที่ 57 กราฟแสดงกระแสแกน q ของมอเตอร์เหนี่ยวนำ



รูปที่ 58 กราฟแสดงกระแสเดเตอร์ของมอเตอร์เหนี่ยวนำ

ในรูปที่ 55 และ 56 แสดงให้เห็นถึงการตอบสนองที่มีประสิทธิภาพของตัวควบคุมที่เสนอ โดยตัวควบคุมสามารถรักษาประสิทธิภาพการติดตามได้ดี แม้จะมีการเปลี่ยนแปลงของแรงบิดโหลดที่รบกวน ซึ่งเป็นสถานการณ์ที่ท้าทายในการควบคุมที่มีผลต่อการทำงานของมอเตอร์ ตัวควบคุมที่เสนอสามารถปรับตัวเพื่อให้การติดตามความเร็วและแรงบิดทำได้อย่างแม่นยำในขณะที่ยังคงรักษาความเสถียรและประสิทธิภาพในการทำงาน

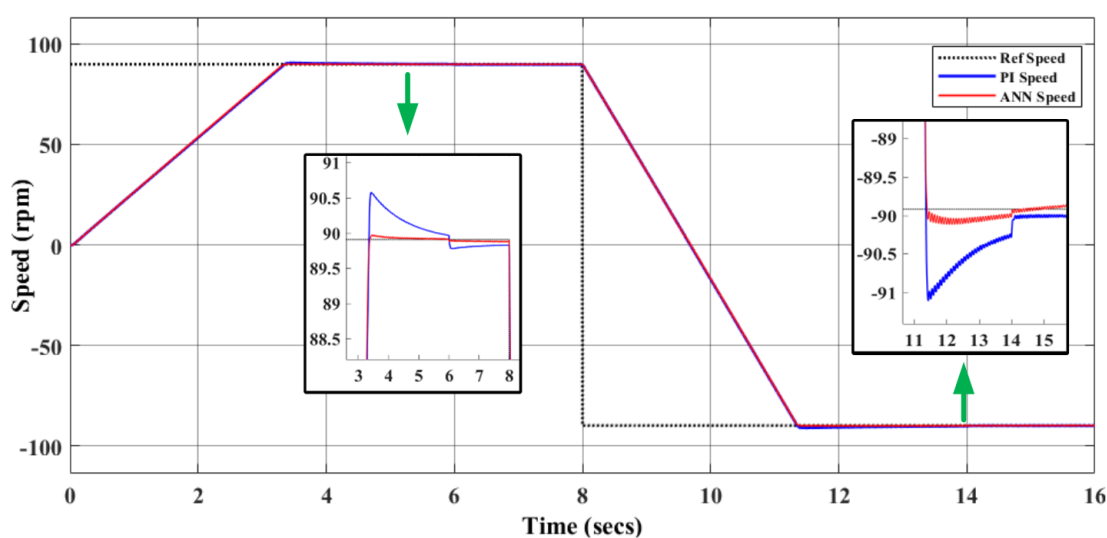
ในรูปที่ 55 การตอบสนองความเร็วของตัวควบคุมเวกเตอร์ที่เสนอแสดงให้เห็นถึงลักษณะการติดตามที่มีความแม่นยำและทนทานต่อการย้อนกลับของสัญญาณอ้างอิงที่อาจเกิดขึ้น ซึ่งทำให้มีการตอบสนองที่ดีขึ้นเมื่อเทียบกับตัวควบคุมแบบดั้งเดิมที่ใช้ PI (Proportional-Integral) ใดๆก็ตาม ในช่วงที่เกิดการย้อนกลับ (reverse phase) พบข้อจำกัดบางประการของ MRAS ในการประมาณค่าความเร็วที่ถูกต้อง ซึ่งทำให้ชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกอบรมมีลักษณะที่ใกล้เคียงกับการควบคุมแบบ PI มากขึ้น

รูปที่ 57 และ 58 แสดงผลลัพธ์ของกระแสเดเตอร์และกระแสแกน q (I_s) และ (I_q) ตามลำดับ โดยในกราฟเหล่านี้สามารถสังเกตเห็นความสม่ำเสมอในการกระจายกระแสที่มีความสัมพันธ์กับการควบคุมของตัวควบคุม MRAS ที่ใช้ ANN ซึ่งจะช่วยในการปรับปรุงความเสถียรของระบบการขับเคลื่อนมอเตอร์ในระหว่างการทำงานจริง

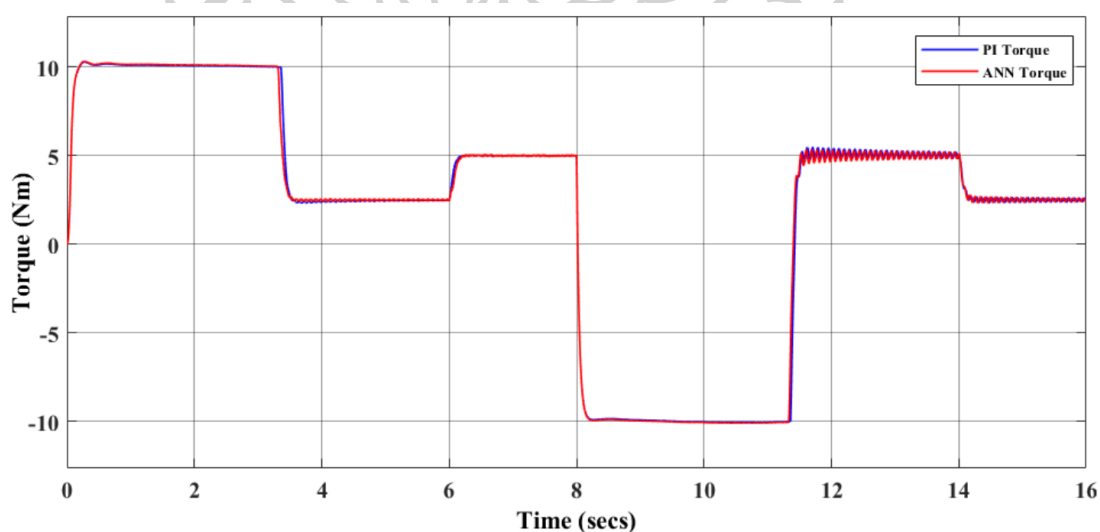
- **กรณีที่กำลังถึงมวลของยานพาหนะ :** เมื่อคำนึงถึงมวลของยานพาหนะในการจำลอง เราต้องเพิ่มตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่เชิงกล (เช่น ความเร่ง, แรงต้านทาน, และแรงเสียดทาน) ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อเปลี่ยนแปลงความเร็วและการควบคุมของมอเตอร์ในระหว่างการขับเคลื่อนไปข้างหน้าและถอยหลัง การจำลองในกรณีนี้จะรวมถึงปัจจัยทางฟิสิกส์ที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ เช่น แรงกระทำจากการหมุนของมอเตอร์, การสูญเสียพลังงานจากแรงเสียดทาน

ระหว่างล้อและพื้นถนน, และการส่งผ่านแรงจากมอเตอร์ไปยังล้อ ซึ่งจะช่วยให้ได้ผลลัพธ์ที่สมจริง และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในโลกรจริงได้มากขึ้น

ในการทดลองนี้ ไม่สามารถจำลองสถานการณ์ที่เกี่ยวข้องกับความเร็วต่ำโดยการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ของมอเตอร์ใน Simulink ได้ ดังนั้น การจำลองจึงใช้พารามิเตอร์ของมอเตอร์ในสภาวะอุดมคติ ซึ่งทำให้ผลการจำลองในช่วงความเร็วต่ำได้ผลจากพารามิเตอร์ที่คงที่ของมอเตอร์ อย่างไรก็ตาม ผลการทดสอบยังคงแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของตัวควบคุม MRAS ที่ใช้ ANN เปรียบเทียบกับระบบควบคุม RF-MRAS ทั้งแบบดั้งเดิมแสดงในรูปที่ 60-61



รูปที่ 59 กราฟแสดงความเร็วในระหว่างการใช้งานมวลของรถและคนขับ

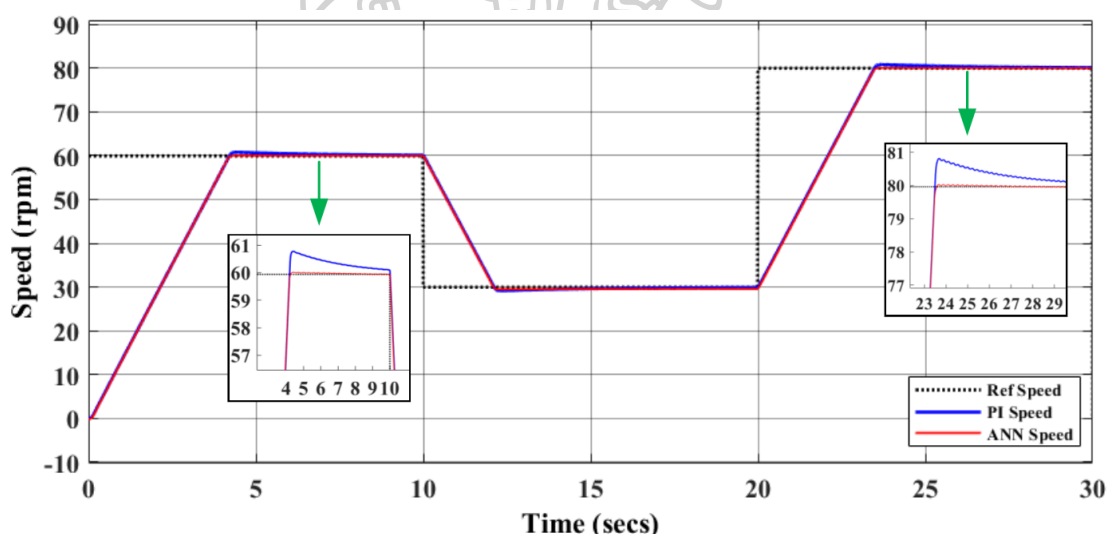


รูปที่ 60 กราฟแสดงแรงบิดในระหว่างการใช้งานมวลของรถและคนขับ

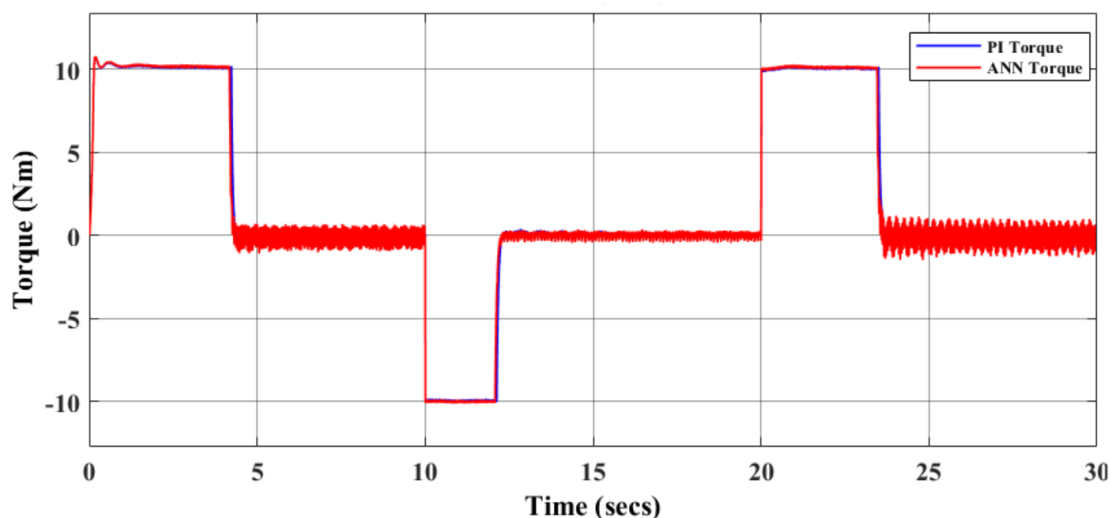
4.4.2 การเคลื่อนที่บนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน

การทดสอบถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน โดยในส่วนแรกจะเริ่มจากการเร่งความเร็วจากสถานะหยุดนิ่งจนถึงความเร็ว 60 กม./ชม. ส่วนที่สองจะเป็นการลดความเร็วลงเหลือ 30 กม./ชม. ในพื้นที่ที่มีการอยู่อาศัยและในส่วนสุดท้ายจะเพิ่มความเร็วขึ้นเป็น 80 กม./ชม. เพื่อทำการไต่ขึ้นเนิน

วัตถุประสงค์ของการทดสอบครั้งที่สองคือการประเมินประสิทธิภาพการทำงานของตัวควบคุมความเร็วในสถานการณ์ที่มีการเปลี่ยนแปลงความเร็วที่แตกต่างกันในขณะขับเคลื่อนด้วยความเร็วต่ำ โดยมีการพิจารณาภายใต้เงื่อนไขที่แรงบิดโหลดได้รับการกำหนดอย่างชัดเจน การทดสอบนี้ใช้ตัวควบคุม MRAS ที่ใช้ ANN เชิงลึก ซึ่งผลการจำลองแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่โดดเด่นของตัวควบคุม MRAS ในด้านการควบคุมความเร็ว การตอบสนอง และประสิทธิภาพโดยรวม เมื่อเทียบกับตัวควบคุม PI แบบดั้งเดิม โดยสามารถสังเกตเห็นผลลัพธ์ที่ชัดเจนในรูปที่ 62 และ 63 ซึ่งแสดงถึงการตอบสนองที่เร็วและแม่นยำกว่า รวมถึงการรักษาเสถียรภาพได้ดีกว่าในช่วงที่มีการเปลี่ยนแปลงของความเร็วและแรงบิดโหลดที่มีความหลากหลาย



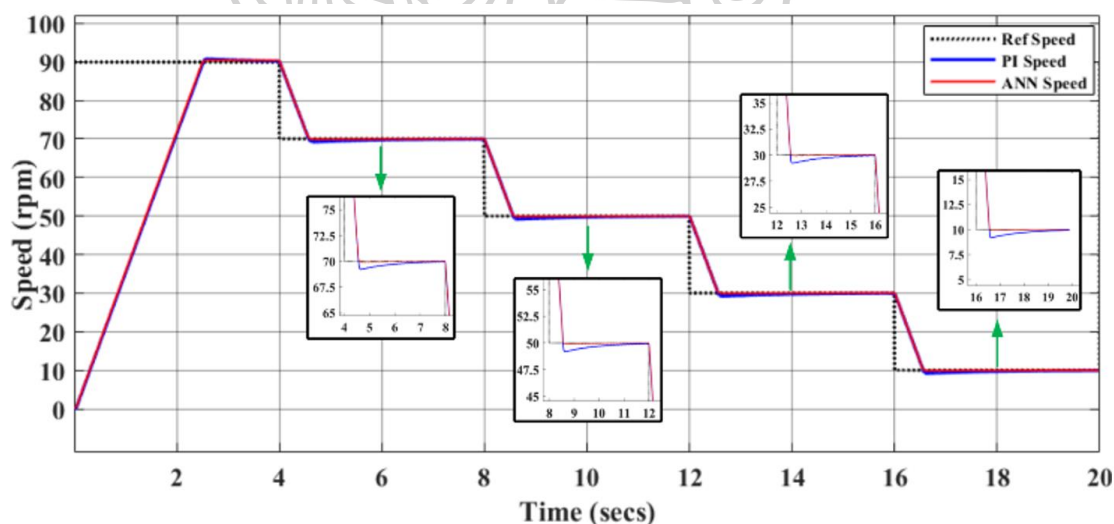
รูปที่ 61 กราฟแสดงความเร็วในระหว่างบนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน



รูปที่ 62 กราฟแสดงแรงบิดในระหว่างบนทางราบ ในเขตชุมชน และขึ้นทางลาดชัน

4.4.3 การปรับเพิ่ม-ลดความเร็วจากความเร็วต่ำสุดและสูงสุด

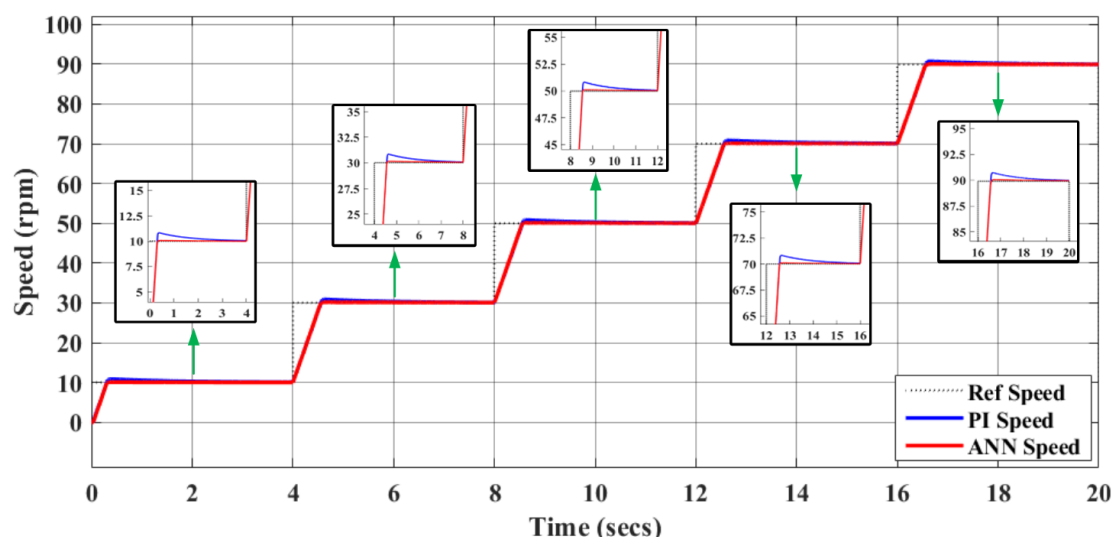
- การปรับลดความเร็วจากความเร็วสูงสุดไปยังความเร็วต่ำสุด : ในการจำลองสถานการณ์นี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานในสถานการณ์ที่ต้องการลดความเร็วในการขับเคลื่อน การทดสอบจึงได้ทำการเปลี่ยนแปลงความเร็วของ EV อย่างกะทันหันจาก 90 กม./ชม. ลงไปที่ 10 กม./ชม. โดยลดความเร็วที่ละ 20 กม./ชม. ผลการจำลองแสดงในรูปที่ 65



รูปที่ 63 กราฟแสดงความเร็วเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดจาก 90-70-50-30 และ 10 กม./ชม.

- การปรับเพิ่มความเร็วจากความเร็วต่ำสุดไปยังความเร็วสูงสุด : ในการจำลองสถานการณ์นี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการทำงานในสถานการณ์ที่ต้องการเพิ่มความเร็วในการขับเคลื่อนจึงได้

ทำการเปลี่ยนแปลงความเร็วของ EV อย่างกะทันหันจาก 10 กม./ชม. ขึ้นไปที่ 90 กม./ชม. โดยเพิ่มความเร็วทีละ 20 กม./ชม. ผลการจำลองแสดงในรูปที่ 66



รูปที่ 64 กราฟแสดงความเร็วเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดจาก 10-30-50-70 และ 90 กม./ชม.

จากผลการทดลองรูปที่ 65 และ 66 พบว่า PI แบบดั้งเดิมมีการโอเวอร์ชูตทุกครั้งที่มีการเปลี่ยนแปลงความเร็ว และใช้เวลานานในการเข้าถึงความเร็วอ้างอิง ในขณะที่ตัวควบคุม MRAS ที่ใช้ ANN เชิงลึกที่เสนอสามารถควบคุมความเร็วให้ใกล้เคียงกับความเร็วอ้างอิงได้โดยไม่มีการโอเวอร์ชูตในทุกการเปลี่ยนแปลงความเร็ว เนื่องจากตัวควบคุม MRAS แบบ PI ดั้งเดิมมีข้อจำกัดในการควบคุมรอบต่อหน้าที่ต่ำ ซึ่งเกิดจากการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ของมอเตอร์และการทำงานที่ไม่เป็นเชิงเส้น ในการทดลองนี้ ไม่สามารถจำลองสถานการณ์ความเร็วต่ำด้วยการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ของมอเตอร์ใน Simulink ได้ ดังนั้น การจำลองจึงใช้พารามิเตอร์ของมอเตอร์ในสภาวะอุดมคติ ผลการจำลองที่รอบต่อหน้าที่ต่ำจึงได้มาจากพารามิเตอร์ที่คงที่ของมอเตอร์ สรุปได้ว่าประสิทธิภาพของตัวควบคุม MRAS ที่ใช้ ANN เชิงลึกนั้นเหนือกว่าระบบควบคุม RF-MRAS แบบทั่วไปและแบบปรับปรุง

บทที่ 5

สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 บทสรุปการวิจัย

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้นำเสนอการควบคุมเวกเตอร์แบบไร้เซ็นเซอร์สำหรับระบบขับเคลื่อนมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส (IM) ในยานยนต์ไฟฟ้า โดยใช้โครงสร้างการควบคุมใหม่ที่ผสมผสานระบบอ้างอิงแบบจำลองที่ปรับตัวได้ (MRAS) สำหรับกระแสเดเตอร์เข้ากับเครือข่ายประสาทเทียมฟิดฟอร์เวิร์ดเชิงลึก ในขั้นตอนการวิจัยเริ่มต้น จะมีการสืบค้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับคุณสมบัติของรถไฟฟ้า และศึกษาหัวข้อที่เกี่ยวข้อง เช่น การควบคุมมอเตอร์เหนี่ยวนำแบบไร้เซ็นเซอร์และโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลอง MRAS การทำความเข้าใจในเทคโนโลยีนี้เป็นขั้นตอนสำคัญที่ช่วยให้การพัฒนาการควบคุมระบบมีประสิทธิภาพสูงขึ้น

การทดสอบสมรรถนะของการควบคุมเวกเตอร์แบบไร้เซ็นเซอร์ในงานวิจัยนี้ถูกดำเนินการโดยใช้โครงสร้างการควบคุมที่รวม MRAS สำหรับกระแสเดเตอร์เข้ากับเครือข่ายประสาทเทียมฟิดฟอร์เวิร์ดเชิงลึกที่มีเลเยอร์ซ่อนลึก ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวสังเกตการประมาณความเร็วของมอเตอร์ ผลลัพธ์จากการทดลองและการจำลองใน MATLAB/Simulink ได้แสดงให้เห็นว่า การใช้ MRAS เชิงลึกที่ผสมผสานกับ ANN (Artificial Neural Network) ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการประมาณความเร็วของมอเตอร์ทั้งในสถานการณ์ที่ความเร็วต่ำและสูง โดยสามารถปรับตัวต่อความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้นจากการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ของเครื่องจักร ความผิดพลาดในการวัด และการรบกวนจากโหลดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

นอกจากนี้ การควบคุมที่เสนอสามารถให้การตอบสนองด้านความเร็วและแรงบิดที่รวดเร็ว แม่นยำ และเสถียรกว่าการควบคุมแบบ PI (Proportional-Integral) แบบดั้งเดิม ซึ่งทำให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในสภาพแวดล้อมการขับขี่ที่หลากหลาย ไม่ว่าจะเป็นการขับขี่ในสถานะที่ต้องการการตอบสนองที่รวดเร็วหรือในสถานะที่มีการเปลี่ยนแปลงโหลดสูง งานวิจัยนี้จึงมีศักยภาพที่จะสร้างความก้าวหน้าในด้านการควบคุมระบบขับเคลื่อนมอเตอร์ในยานยนต์ไฟฟ้า โดยสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการขับขี่ที่ดีขึ้นและตอบสนองความต้องการในอนาคตได้อย่างยั่งยืน

5.2 ข้อเสนอแนะ

การทดสอบในสภาพแวดล้อมจริงและการสำรวจงานในอนาคตเป็นขั้นตอนสำคัญที่สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความสามารถในการนำระบบที่เสนอไปใช้งานจริง โดยเฉพาะในการตรวจสอบฮาร์ดแวร์และการทดสอบในสภาวะการขับขี่ที่ซับซ้อน เช่น การทดสอบในสภาวะที่มีการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ ความชื้น หรือสภาวะการขับขี่ที่ไม่คาดคิด การทดสอบในเงื่อนไขเหล่านี้จะช่วยให้สามารถตรวจจับปัญหาหรือข้อจำกัดที่อาจเกิดขึ้นในระบบขับเคลื่อนจริง และช่วยให้ระบบที่พัฒนาขึ้นมีความทนทานและเสถียรในสถานการณ์ที่หลากหลาย

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง สามารถนำมาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคำนวณและการควบคุมระบบขับเคลื่อนมอเตอร์ โดยเทคโนโลยีเหล่านี้สามารถปรับตัวและเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้รับ ทำให้สามารถจัดการกับสภาวะที่มีความไม่แน่นอนหรือไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้า เช่น การเปลี่ยนแปลงของพารามิเตอร์ของเครื่องจักร ความผิดพลาดในการวัด และการรบกวนจากโหลดที่อาจเกิดขึ้น โดยการใช้วิธีเหล่านี้จะช่วยเพิ่มสมรรถนะการทำงานของระบบให้มีความแม่นยำและมีความสามารถในการตอบสนองได้ดีขึ้นในทุกสภาพการขับขี่

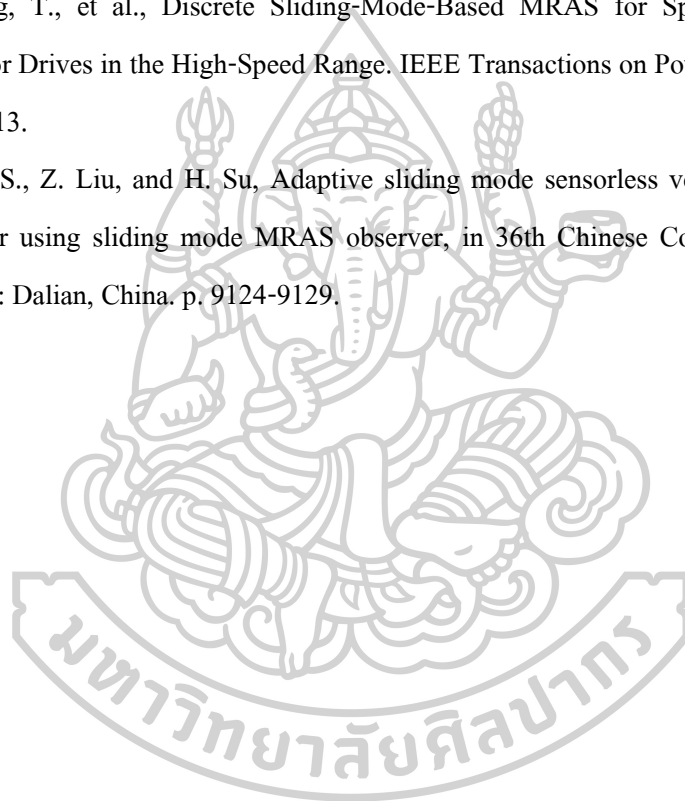
การทดสอบในสภาพแวดล้อมจริงและการพัฒนาเทคโนโลยีเหล่านี้จะช่วยให้สามารถนำระบบที่พัฒนาไปใช้งานในยานยนต์ไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพและยั่งยืนในอนาคต

รายการอ้างอิง

1. Bose, B.K., Modern Power Electronics and AC Drives. 2001. 1-738.
2. Bose, B.K., Power Electronics and Motor Drives: Advances and Trends. 2006. 1-935.
3. Bengio, Y., A. Courville, and P. Vincent, Representation Learning: A Review and New Perspectives. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013. 35: p. 1798-1828.
4. Schmidhuber, J., Deep learning in neural networks: An overview. Neural Networks, 2015. 61: p. 85-117.
5. LeCun, Y., Y. Bengio, and G. Hinton, Deep learning. Nature, 2015. 521: p. 436-444.
6. Ehsani, M., et al., Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles: Fundamentals, Theory, and Design. 2004. 1-396.
7. Cirrincione, M., M. Pucci, and G. Vitale, Power converters AC electrical drives: With linear neural networks. 2017. 1-621.
8. Korzonek, M., G. Tarchala, and T. Orłowska-Kowalska, A review on MRAS-type speed estimators for reliable and efficient induction motor drives. ISA Transactions, 2019. 93: p. 1-13.
9. Menghal, P.M. and A.J. Laxmi, Real Time Control Of Induction Motor Using Neural Network, in International Conference on Communication, Information & Computing Technology (ICCICT). 2018: Mumbai, India. p. 1-6.
10. Devanshu, A., M. Singh, and N. Kumar, Nonlinear Flux Observer based Feedback Linearization Control of IM Drives with ANN Speed and Flux Controller. International Journal of Electronics, 2021. 108: p. 139-161.
11. Devanshu, A., M. Singh, and N. Kumar, Artificial neural network-based current control of field oriented controlled induction motor drive. Electrical Engineering, 2020. 103: p. 1-12.
12. Yazid, K.B.K., et al., Electrical-Sensorless Control of Induction Motor, in IEEE 10th International Symposium on Sensorless Control for Electrical Drives (SLED). 2019: Turin, Italy. p. 1-6.
13. Pham, T. and T. Le, A Sensorless Vector Control Using new BS_PCH Controller

- structure and SC MRAS Adaptive Speed Observer for Electric Vehicles. *WSEAS Transactions on Systems and Control*, 2020. 15: p. 366-374.
14. Giribabu, D. and S. Kakodia, Adaptive neuro fuzzy inference system based decoupled control for neutral point clamped multi level inverter fed induction motor drive. *Chinese Journal of Electrical Engineering*, 2021. 7: p. 70-82.
 15. Boyar, A., E. Kabalcı, and Y. Kabalci, MRAS Based Model Predictive Torque Control of Induction Motor Drive for Electric Vehicles, in *4th Global Power, Energy and Communication Conference (GPECOM)*. 2022: Nevsehir, Turkey. p. 51-56.
 16. Jaladi, K.K., ANN and RF-MRAS Sensorless Speed Control of DTC-SVM Based FPIM Drive with Improved Flux and Torque Ripples, in *IEEE 4th International Conference in Power Engineering Applications (ICPEA)*. 2024: Pulau Pinang, Malaysia. p. 128-133.
 17. Khadar, S., et al., MRAS-Based Sensorless Control Scheme for Open- End Stator Winding Six-Phase Induction Motor with Fuzzy Logic Speed Controller: Real-Time Simulation, in *30th IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. 2021: Kyoto, Japan. p. 1-6.
 18. Xavier, G. and B. Yoshua, Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks, in *International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. 2010: Italy. p. 249-256.
 19. Mohan, H., M. Pathak, and S. Dwivedi, Sensorless Control of Electric Drives – A Technological Review. *IETE Technical Review*, 2019. 37: p. 1-25.
 20. Ngoc Thuy Pham, et al., Sensorless control based on the improved VM NN SC MRAS method for high performance SPIM drives using LPF. *International Journal of Power and Energy Conversion*, 2020. 11: p. 369-389.
 21. Orłowska-Kowalska, T. and M. Dybkowski, Stator-Current-Based MRAS Estimator for a Wide Range Speed-Sensorless Induction-Motor Drive. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2010. 57: p. 1296-1308.
 22. Pal, A., R. Kumar, and S. Das, Sensorless Speed Control of Induction Motor Driven Electric Vehicle Using Model Reference Adaptive Controller. *Energy Procedia*, 2016. 90: p. 540-551.
 23. Panupan, M., Y. Jewajinda, and C. Choorak, Artificial Neural Network Based Speed Control of Carrier-Based SVPWM Inverter Fed Induction Motor, in *24th International*

- Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). 2021: Gyeongju, Korea. p. 1763-1766.
24. Tir, Z., et al., Adaptive High Gain Observer Based MRAS for Sensorless Induction Motor Drives. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023. 71: p. 1-10.
 25. Tiwari, A., B. Kumar, and Y. Chauhan, ANN based RF-MRAS speed estimation of induction motor drive at low speed, in International conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). 2017: Coimbatore, India. p. 176-179.
 26. Wang, T., et al., Discrete Sliding-Mode-Based MRAS for Speed-Sensorless Induction Motor Drives in the High-Speed Range. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023. 38: p. 1-13.
 27. Wu, S., Z. Liu, and H. Su, Adaptive sliding mode sensorless vector control of induction motor using sliding mode MRAS observer, in 36th Chinese Control Conference (CCC). 2017: Dalian, China. p. 9124-9129.



ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล

ปานุพันธ์ ม่วงศรี

วุฒิการศึกษา

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และระบบคอมพิวเตอร์
ศิลปากร

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัยศิลปากร

ผลงานตีพิมพ์

1. Panupan Moungsri, Chaiwut Choorak, and Yutana Jewajinda, Deep ANN-based RF-MRAS for Speed-Sensorless Indirect Field Oriented Control of Induction Motor Drive for Electric Vehicles, in The 13th International Electrical Engineering Congress (iEECON2025). 2025: Hua Hin, Thailand.
2. Panupan, Moungsri, Yutana Jewajinda, and Chaiwut Choorak, Artificial Neural Network Based Speed Control of Carrier-Based SVPWM Inverter Fed Induction Motor, in 24th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). 2021: Gyeongju, Korea. p. 1763-1766.

