การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการควบคุมสัญญาณไฟจราจรบริเวณทางแยกรินคำ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

Analysis of Signal Control Efficiency at Rin Kham Intersection Using Artificial Neural Network Approach

ประมัย ชัยวัณณคุปต์[1,*] และ ทรงยศ กิจธรรมเกษร[2]

[1,2] ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, จังหวัดเชียงใหม่
**Corresponding author; E-mail address: pramai_ch@cmu.ac.th*

บทคัดย่อ

การจราจรที่ติดขัดเป็นปัญหาสำคัญของเมืองใหญ่ในหลายประเทศ การจัดการระบบควบคุมสัญญาณไฟจราจรบริเวณทางแยกจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการแก้ไขปัญหาการจราจรที่เกิดขึ้น การศึกษานี้เป็นการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ในการเลียนแบบการควบคุมสัญญาณไฟจราจรของตำรวจในช่วงเวลาเร่งด่วน และทำการวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการบริหารการจราจรบริเวณทางแยกรินคำ จังหวัดเชียงใหม่ โดยใช้โปรแกรม PTV VISSIM ผลการวิเคราะห์พบว่า แบบจำลองที่นำเสนอสามารถเลียนแบบการควบคุมสัญญาณไฟจราจรของตำรวจ ซึ่งมีประสิทธิภาพที่ดี ทั้งนี้ ยังคงสามารถพัฒนาเพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการบริหารการจราจรได้

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, สัญญาณไฟจราจร, แบบจำลองสภาพการจราจรระดับจุลภาค, ประสิทธิภาพทางแยก

Abstract

Traffic congestion is a major problem in many cities. The management of traffic signal control system at the intersection is crucial in solving traffic problems. This study provides an application of the Artificial Neural Network (ANN) to simulate the police-generated traffic signal control during peak hour at Rin Kham Intersection in Chiang Mai. Specifically, the signal control efficiency is analyzed and compared with other types of traffic signal control using the PTV VISSIM. The results indicate that the police-generated signal control outperforms the fixed timing and fully actuated traffic signal control in some periods. However, there is still room for improvement in efficiency.

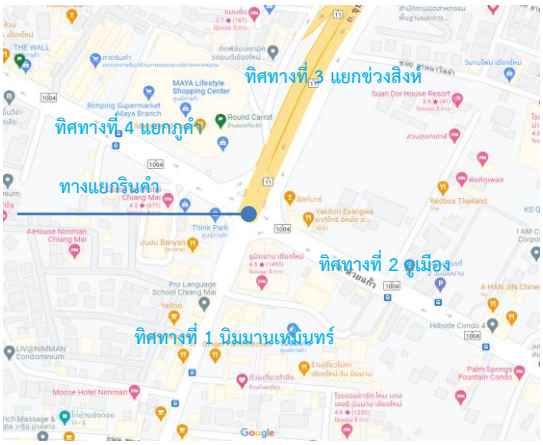
Keywords: Artificial Neural Network, Traffic Signal, Microscopic simulation models, Intersection efficiency

1. บทนำ

การพัฒนาของตัวเมืองส่งผลให้ปริมาณประชากร และการจราจรพุ่งสูงขึ้น ซึ่งจากข้อมูลปริมาณการจราจรของกรมทางหลวงทั่วประเทศ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2551 ถึงปี พ.ศ. 2565 มีอัตราการเพิ่มขึ้นของปริมาณการจราจรเฉลี่ยที่ร้อยละ 3.675 ทำให้สภาพการจราจรของตัวเมืองติดขัดโดยเฉพาะบริเวณทางแยกที่ควบคุมด้วยสัญญาณไฟจราจร จึงต้องมีการบริหารจัดการจราจรให้มีประสิทธิภาพเพื่อลดปัญหาการจราจรติดขัด ดังนั้นจึงควรแก้ไขปัญหาดังกล่าวอย่างเร่งด่วน

จังหวัดเชียงใหม่เป็นจังหวัดที่มีประชากรอาศัยอยู่อันดับต้นของภาคเหนือและยังมีแหล่งท่องเที่ยวที่สำคัญหลายแห่ง ทำให้สภาพการจราจรของตัวเมืองติดขัดโดยเฉพาะบริเวณทางแยกที่ควบคุมด้วยสัญญาณไฟจราจร ทางแยกรินคำเป็นทางแยกหนึ่งที่สำคัญเนื่องจากเป็นทางแยกที่เชื่อมต่อกับทางหลวงหมายเลข 11 เป็นทางหลักที่มาจากจังหวัดลำพูนและลำปางเพื่อที่จะเข้าสู่ตัวเมือง และเป็นทางผ่านเพื่อไปแหล่งท่องเที่ยวที่สำคัญ เช่น เลี้ยวขวาเพื่อไปดอยสุเทพ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ เลี้ยวซ้ายเพื่อเข้าสู่ตัวเมือง คูเมือง ตรงไปเข้าสู่ย่านนิมมานเหมินทร์ผ่านไปยังสนามบิน เป็นทางแยกที่มีปริมาณการจราจรผ่านทางแยกเฉลี่ยไตรมาสแรกของ พ.ศ. 2566 จำนวน 74,373 คันต่อวัน ซึ่งเป็นปริมาณที่สูงเมื่อเทียบกับลักษณะทางกายภาพของทางแยก จึงต้องมีการบริหารจัดการการจราจรให้มีประสิทธิภาพทางแยกรินคำเป็นทางแยกขนาดใหญ่ที่สำคัญแห่งหนึ่งในจังหวัดเชียงใหม่ควบคุมด้วยสัญญาณไฟจราจรแบบปรับเปลี่ยนตามสภาพจราจร (Actuated Signal Control) ซึ่งในช่วงเวลาปกติสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ในช่วงเวลาเร่งด่วนที่มีปริมาณการจราจรมากขึ้นเกิดแถวคอยสะสม ทำให้สัญญาณไฟจราจรทำงานเต็มระยะเวลาไฟเขียวที่ออกแบบไว้ (Fix time Control) เจ้าหน้าที่ตำรวจจราจรต้องทำการควบคุมสัญญาณไฟจราจร โดยใช้เกณฑ์ในการกำหนดระยะเวลาสัญญาณไฟจราจรในแต่ละทิศทางด้วยการใช้วิทยุสื่อสารกับเจ้าหน้าที่ตำรวจจราจรบริเวณทางแยกอื่นเพื่อให้ทราบสภาพการจราจร และความยาวแถวคอยในแต่ละทิศทางของทางแยก

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นในการศึกษาวิเคราะห์ประสิทธิภาพการควบคุมสัญญาณไฟจราจรบริเวณทางแยก โดยการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำลองการควบคุมสัญญาณไฟจราจรของตำรวจในช่วงเวลาเร่งด่วน เพื่อเปรียบเทียบกับการควบคุมสัญญาณไฟจราจรแบบต่างๆ ด้วยแบบจำลองการจราจรระดับจุลภาค

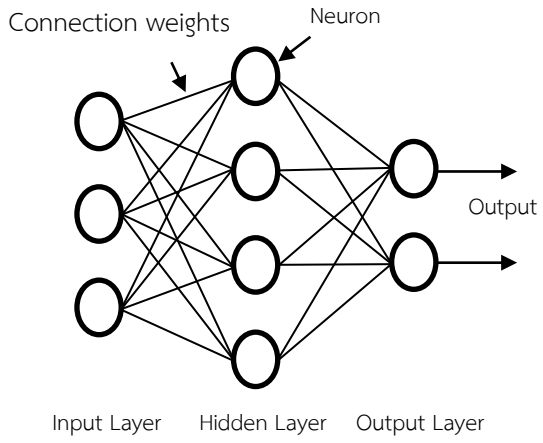


รูปที่ 1 พื้นที่การศึกษา

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นการจำลองการทำงานโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Biological Neurons) โดยมีโหนดอินพุตเป็นตัวรับข้อมูลแล้วส่งต่อข้อมูลไปที่นิวรอน (Neuron) โดยผ่านค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งนิวรอนจะมีการประมวลผลกับฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) แบบขนานกับอินพุตโหนดตัวอื่นด้วยหลังจากนั้นจะส่งข้อมูลไปยังโหนดถัดไป โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้ได้จากข้อมูลฝึกสอน (Training Data) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) โดยความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะเก็บไว้ที่ค่าน้ำหนักและค่าไบแอส (Bias) [1]



รูปที่ 2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการคาดการข้อมูล Nonlinear Autoregressive With External Inputs Recurrent Neural Network Model (NARX) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งที่ใช้ข้อมูลเชิงเวลาโดยอาศัยข้อมูลอินพุตภายนอกในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งสามารถป้อนกลับข้อมูลที่ได้เพิ่มความแม่นยำในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และสามารถใช้ทำนายข้อมูลในอนาคตได้อย่างแม่นยำ[1]

โปรแกรม Matlab เป็นโปรแกรมสำเร็จรูปที่มีฟังก์ชั่นในการทำโครงข่ายประสาทเทียมโดยเฉพาะ ซึ่งไม่ต้องใช้ความชำนาญมากนักในการใช้โปรแกรมแต่ไม่สามารถทราบที่มาของผลลัพธ์ที่ได้จากโปรแกรม ในขณะที่ภาษาไพธอนผู้ใช้ต้องมีทักษะในการเขียนโปรแกรม ซึ่งสามารถพัฒนาต่อยอดให้เหมาะสมกับการเปลี่ยนแปลงต่อการนำไปใช้งานพยากรณ์ในอนาคตได้โดยที่ไม่เสียค่าใช้จ่าย ในขณะที่การใช้โปรแกรม Matlab ต้องเสียค่าใช้จ่าย และมีราคาค่อนข้างสูง

2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

2.2.1 การฝึกสอนแบบมีผู้สอน (Supervised training)

การฝึกสอนแบบมีผู้สอน คือการฝึกสอนที่ตัวระบบทราบค่าจริงของผลลัพธ์และมีการแก้ไขข้อผิดพลาดซึ่งโครงข่ายจะเก็บความรู้และประสบการณ์ไว้ในค่าน้ำหนัก และค่าไบแอส ตัวอย่างของวิธีการฝึกสอนแบบนี้ เช่น Perceptron, Back propagation, Boltzmann Machine learning, Vector quantization

2.2.2 การฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised training)

การฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Training) คือการฝึกสอนที่ตัวระบบไม่ทราบค่าเป้าหมายจริงของผลลัพธ์โครงข่ายจะปรับตัวเองตามพฤติกรรมของข้อมูลและพยายามให้ข้อมูลฝึกสอนที่มีพฤติกรรมคล้ายคลึงกันมาอยู่ด้วยกันตัวอย่างของวิธีสอนแบบนี้ เช่น Self-organizing map, Competitive learning, Hopefield, Counter Propagation

Backpropagation Algorithm ขั้นตอนการเรียนรูแบบแพรกระจายย้อนกลับเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรูของเครือข่ายใยประสาทวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ใน Multi-Layer Perceptron (MLP) เพื่อปรับคาน้ำหนักในเส้นเชื่อมตอระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับคานี้จะขึ้นกับความแตกต่างของคา Output ที่คำนวณได้กับคา Output ที่ตองการ[6]

การทำงานของโครงข่ายประสาทแบบแพรกระจายยอนกลับ (Backpropagation Neural Network) เป็นวิธีการฝกสอนโครงข่ายประสาทหลายชั้นแบบส่งผ่านไปข้างหนา (Multilayer Feed Forward Neural Network) ที่นิยมใชกันซึ่งประกอบด้วยชั้นข้อมูลนำเขา (Input Layer) ชั้นซอน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) โดยมีลักษณะการส่งผ่านขอมูลแบบส่งผ่านไปข้างนาตามลำดับชั้น และเรียนรูผ่านฟงกชั่นการเรียนรูจนได้เป็นผลลัพธ์ออกมา จากนั้นจึงนำค่าผลลัพธ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ตองการเพื่อหาคาความคลาดเคลื่อน (Error) โดยใชคาคลาดเคลื่อนกำลังสองที่น้อยที่สุด (MSE)[7]

2.3 อัลกอริทึมปรับค่าน้ำหนักมีวิธีดังนี้[8]

2.3.1 Conjugate Gradient Descent (CGD)

เป็นการรวมเทคนิคของการหาค่าน้อยที่สุดกับขั้นตอนวิธีการเคลื่อนลงตามความชันเข้าด้วยกัน โดยเคลื่อนที่ไปในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าความชัน ดังสมการที่ 1

$$p(0) = -g(0) \quad (1)$$

โดยการเคลื่อนลงนั้นจะมีลักษณะเป็นเส้นซิกแซกเพื่อต้องการให้เส้นซิกแซกนั้นเรียบขึ้นจึงได้แทนที่ขั้นตอนวิธีการเคลื่อนลงตามความชันด้วยสมการที่ 2

$$p(t+1) = -g(t) + \beta(t)\,p(t) \quad (2)$$

เมื่อค่าสเกลาร์ $\beta(t)$ ถูกเลือก $p(t+1)$ และ $p(t)$ จับคู่กันโดยใช้การประมาณ Hessian Matrix จะได้ว่า

$$p(t+1).H.p^T(t) = 0 \quad (3)$$

ขั้นตอนวิธีนี้สามารถหลีกเลี่ยงการเกิดการเคลื่อนที่แบบเส้นซิกแซกสำหรับการค้นหาทิศทางในรอบต่อไป

2.3.2 Levenberg Marquardt (LM)

เป็นขั้นตอนวิธี สำหรับการเรียนรู้แบบปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการหาค่าพารามิเตอร์ของ สมการไม่เชิงเส้นเพื่อลดผลรวมกำลังสองของค่าผิดพลาดลง (Sum of Square Error) โดยการใช้การ เรียนรู้แบบปรับค่าน้ำหนักแบบ Linear Descent เพื่อให้ระบบลดค่าผิดพลาดกำลังสองลงให้เหลือน้อยที่สุด

$$H(w) = j^T(w)J(w) + \mu I \quad (4)$$

เมื่อ $H(w)$ แทน Batch Hessian

$j(w)$ แทน Jacobian Matrices

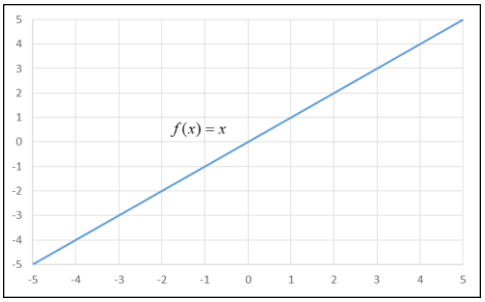
I แทน Identity Matrices

μ แทน ค่าคงที่

2.4 ฟังชันการแปลง (activation Function)

2.4.1 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น (Linear Transfer Function)

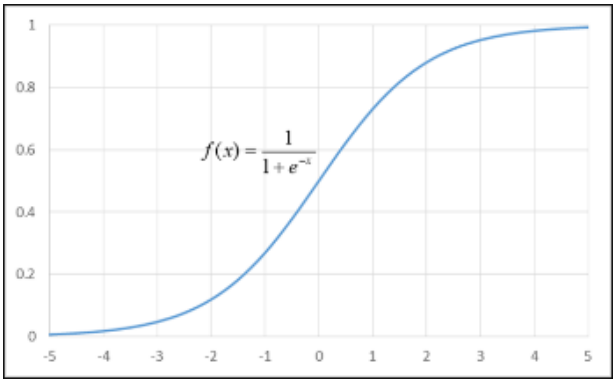
เป็นฟังก์ชันที่สามารถเรียนรู้ได้เพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต ทำให้ไม่สามารถใช้หาคำตอบได้ในบางกรณี หากได้คำตอบที่ไม่ดีพอฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้นจะหาค่าต่ำสุดของผลรวมค่าผิดพลาดกำลังสอง หากอัตราการเรียนรู้มีค่าน้อยโครงข่ายประสาทเทียมจะหาคำตอบที่ใกล้เคียงเท่าที่จะเป็นไปได้ที่จะแสดงในลักษณะเชิงเส้น โดยฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้นสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2



รูปที่ 3 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น

2.4.2 ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function)

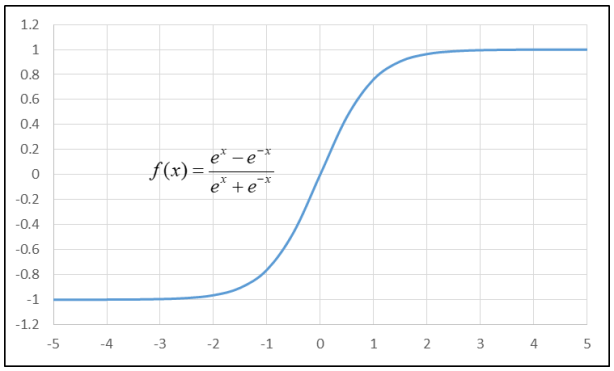
ซิกมอยด์ฟังก์ชันจะเป็นการบีบช่วงข้อมูลอินพุตที่ไม่จำกัดให้เป็นช่วงข้อมูลที่จำกัด ซึ่งช่วงข้อมูลส่งออกจะถูกบีบให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยซิกมอยด์ฟังก์ชันสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3



รูปที่ 4 ฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์

2.4.3 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function)

ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์มีลักษณะเช่นเดียวกับซิกมอยด์ฟังก์ชัน แต่จะต่างกันที่ช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 โดยฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์Nสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4



รูปที่ 5 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น

2.5 การวัดความแม่นยำของการพยากรณ์

เป้าหมายในการพยากรณ์ของทุกคนคือ ต้องการได้ค่าที่มีความถูกต้อง ซึ่งสามารถวัดความถูกต้อง ว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์มีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด ณ ช่วงเวลา t เดียวกัน ซึ่งการวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จะใช้ข้อมูลจากการสำรวจเปรียบเทียบกับข้อมูลจากแบบจำลอง โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย Coefficient of Determination (R-squared) และ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}{n} = \frac{\sum_{t=1}^{n} (y_t - \hat{y})^2}{n} \quad (5)$$

2.6 ความล่าช้า (Delay)

ความล่าช้าที่เกิดจากการควบคุมสัญญาณไฟจราจรคือระยะเวลาที่สูญเสียขณะเดินทางเนื่องจากการติดขัดของการจราจรและการควบคุมการจราจรมีหน่วยเป็นนาทีหรือวินาทีต่อคัน ความล่าช้าเป็นดัชนีที่สำคัญที่บอกถึงสภาพติดขัดของการจราจร และเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของทางแยกสำหรับกำหนดระดับการให้บริการ ซึ่งความล่าช้าที่นำมาเป็นเกณฑ์ในการวิเคราะห์ระดับการให้บริการของทางแยกที่มีสัญญาณไฟจราจรมีดังนี้

2.6.1 ความล่าช้าในการควบคุม (Control Delay)

คือความล่าช้าของยานพาหนะทุกคันที่เข้าสู่ทางแยกในแต่ละเลนมีหน่วยเป็นวินาทีต่อคัน

2.6.2 ความล่าช้าสม่ำเสมอ (Uniform Delay)

เป็นการคำนวณหาความล่าช้า โดยสมมุติปริมาณการจราจรที่เข้าสู่ทางแยกสม่ำเสมอตลอดรอบสัญญาณไฟจราจร มีช่วงเวลาไฟเขียวประสิทธิ์ผล (Effective green time) และอัตราการไหลอิ่มตัว (Saturation Flow Rate) เพียงค่าเดียวตลอดช่วงเวลารอบสัญญาณไฟจราจร

2.6.3 ความล่าช้าที่เพิ่มขึ้น (Incremental Delay)

เป็นความล่าช้าที่เกิดจากการมีแถวคอยเพิ่มขึ้นจากการเข้า และออกจากทางแยกของปริมาณจราจรในระหว่างรอบสัญญาณไฟจราจรแต่ละรอบ

2.6.4 ความล่าช้าเริ่มต้นจากแถวคอย (Initial queue Delay)

เป็นความล่าช้าในการเดินทางเนื่องจากการออกแบบสัญญาณไฟจราจรที่ไม่สามารถตอบสนองต่อปริมาณการจราจรในรอบก่อนหน้าจากทำให้เกิดแถวคอยค้างสะสม

2.7 ระดับการให้บริการ (Level of Service, LOS)

การประเมินระดับการให้บริการ (Level of Service) ของทางแยกที่ควบคุมด้วยสัญญาณไฟจราจรในปัจจุบันมีหลายวิธี ซึ่ง Highway Capacity Manual 2010 (HCM) เป็นวิธีหนึ่งในการประเมินระดับการให้บริการของทางแยกที่มีสัญญาณไฟจราจร เป็นตัวชี้วัดการไหลของยานพาหนะ การเคลื่อนที่อย่างอิสระ การกีดขวางการจราจร โดยใช้ความล่าช้า (Delay) ที่เกิดขึ้นบริเวณทางแยกเป็นเกณฑ์ ระดับการให้บริการแบ่งออกได้เป็น 6 ระดับ LOS A ถึง LOS F เรียงจากระดับการให้บริการที่แย่ที่สุดไปจนถึงระดับที่ดีที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เกณฑ์ระดับการให้บริการของทางแยกที่มีสัญญาณไฟจราจร **[4]**

ระดับการให้บริการ	ความล่าช้าเฉลี่ย (วินาที)
A	Delay < 10
B	10 < Delay < 20
C	20 < Delay < 35
D	35 < Delay < 55
E	55 < Delay < 80
F	80 < Delay

*** ที่มา : Highway Capacity Manual 2010 (TRB, 2010)*

2.8 แบบจำลองการจราจรระดับจุลภาค

แบบจำลองการจราจรระดับจุลภาค หมายถึงแบบจำลองการเคลื่อนที่แบบพลวัต (Dynamic) ของยานพาหนะแต่ละประเภทแบบรายคันในโครงขายถนน แบบจำลองการจราจรระดับจุลภาค เป็นเครื่องมือโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่สร้างขึ้นมาเพื่อช่วยจำลองสภาพการจราจรของรูปแบบการเดินทางประเภทต่างๆ ในสถานการณ์ต่างๆ และช่วยประเมินประสิทธิภาพการจราจรในสถานการณ์นั้นๆ ได้ ในปัจจุบันโปรแกรมแบบจำลองการจราจรระดับจุลภาค มีอยู่ด้วยกันหลายโปรแกรม ซึ่งโปรแกรม PTV Vissim ก็เป็นโปรแกรมหนึ่งที่กำลังได้รับความนิยมกันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน สามารถจำลองสภาพการจราจรในเขตเมืองที่มีรูปแบบการเดินทางหลายรูปแบบ เหมาะสมสำหรับใช้ในการประเมินประสิทธิภาพด้านการจราจรในเขตเมือง

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องจะแบ่งประเภทของงานวิจัยเพื่อมุ่งเน้นการศึกษาในแต่ละด้าน ได้แก่

2.9.1 โครงข่ายประสาทเทียม

พีรพล พุทธเวชมงคล (2018). ได้ศึกษาการทำนายสภาพคล่องของการจราจรด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบถดถอยอัตโนมัติไม่เป็นเชิงเส้นร่วมกับข้อมูลอินพุตภายนอก (NARX) โดยมีการแบ่งการกำหนดค่าในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกกำหนดค่าดีเลย์เท่ากับ 2 และส่วนที่สองค่าดีเลย์เท่ากับ 4 มีค่าชั้นแผงที่เท่ากันคือ 10 เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์และหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในการนำไปสร้างแบบจำลอง NARX โดยอาศัยการใช้ข้อมูลจำลองที่สร้างมาจากสมการแม็กกี้กลาสมีความผันผวนเหมือนสภาพคล่องการจราจร จำนวน 1000 ชุดข้อมูล และนำข้อมูลมาวิเคราะห์หาผลลัพธ์ด้วยแบบจำลอง NARX ซึ่งพบว่าแบบจำลองที่มีค่าดีเลย์เท่ากับ 4 ส่งผลให้แบบจำลองทำนายได้แม่นยำกว่าค่าดีเลย์เท่ากับ 2

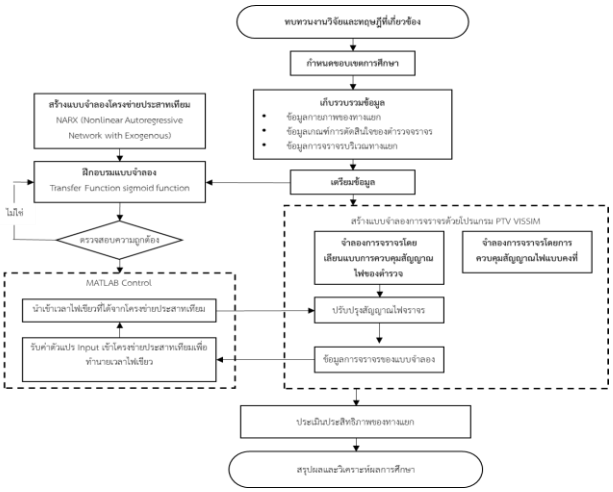
รังสรรค์ ทองทา (2016) ได้นำเสนอวิธีทำนายอัตราการไหลของการจราจร (Traffic Flow) โดยใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์รูปแบบเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยอาศัยข้อมูลที่ได้จากสภาพการจราจรจริงภายในตัวเมืองนครราชสีมา มาใช้สำหรับฝึกสอนและวัดผลการทำนาย แบบจำลองที่ใช้ในการทดสอบมีอยู่ 3 แบบ คือ แบบ 1 วันโดยนำเอาข้อมูลจาก 1 วันของหลายๆ สัปดาห์มาใช้ฝึกสอน แบบ 5 วันโดยอาศัยข้อมูลที่แยกแยะความแตกต่างของแต่ละวันตั้งแต่วันจันทร์ถึงวันศุกร์ และแบบไม่แยกวันโดยจะรวมเอาข้อมูลของวันจันทร์ถึงวันศุกร์เรียงต่อกันไปเป็นข้อมูลชุดเดียวกัน พบว่าแบบจำลองจากข้อมูลจากหลายวันทั้งแบบแยกแยะวันและแบบหลายวันเรียงต่อกันให้ผลการทำนายที่แม่นยำกว่า เมื่อนำไปทดสอบกับข้อมูลจริง และได้ทำการทอดลองปรับเปลี่ยนระยะเวลาสัญญาณไฟจราจรจากค่าที่เหมาะสมซึ่งส่งผลให้ความล่าช้าของเวลาเฉลี่ยของทั้งระบบมีค่ามากขึ้น

2.9.2 ประสิทธิภาพ และการควบคุมทางแยกที่มีสัญญาณไฟจราจร

ประสงค์ ประเสริฐวสุ (2015). ได้ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบควบคุมสัญญาณไฟจราจรแบบเปลี่ยนแปลงตามปริมาณจราจรกับการควบคุมสัญญาณไฟจราจรแบบกำหนดเวลาคงที่บนทางแยกลาดใหญ่ จังหวัดสมุทรสงคราม โดยใช้ดัชนีชี้วัด 2 ตัวแปรคือความยาวแถวคอยและความล่าช้าในการเดินทาง จากการศึกษาพบว่าระบบควบคุมสัญญาณไฟจราจรแบบเปลี่ยนแปลงตามปริมาณจราจร จะทำงานได้ดีกว่าระบบควบคุมสัญญาณไฟจราจรแบบกำหนดเวลาคงที่ โดยสามารถลดความล่าช้าลงได้ระหว่างร้อยละ 8 ถึงร้อยละ 24 และลดความยาวของแถวคอยได้ร้อยละ 2 ถึง 30

3. ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

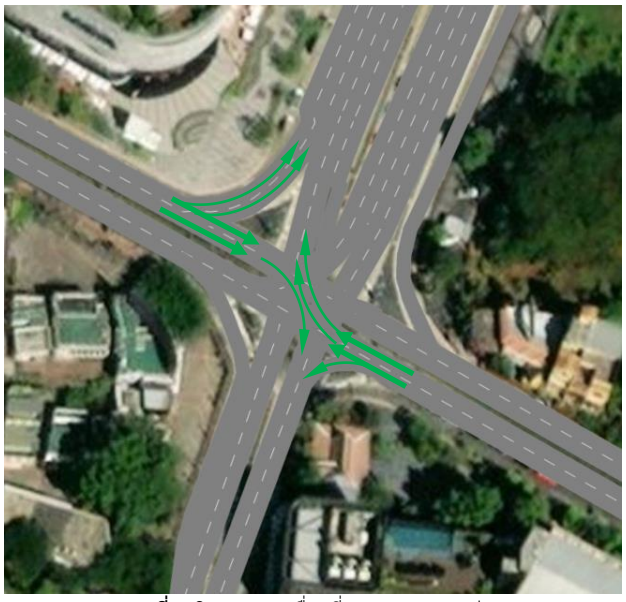
ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยนี้ได้กำหนดไว้ดังรูปที่ 5



รูปที่ 6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นข้อมูลบริเวณทางแยกรินคำ อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ เป็นทางแยกที่ควบคุมด้วยสัญญาณไฟจราจรดังแสดงในรูปที่ 2 โดยกำหนดให้ ขานิมมานเหมินทร์เป็นทิศทางที่ 1 มี 2 ช่องจราจร ขาคูเมืองเป็นทิศทางที่ 2 มี 2 ช่องจราจร ขาแยกข่วงสิงห์เป็นทิศทางที่ 3 มี 4 ช่องจราจรมีเลนเลี้ยวซ้ายผ่านตลอด 1 เลน และขาแยกภูคำเป็นทิศทางที่ 4 มี 2 ช่องจราจร

รูปที่ 7 ทิศทางการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ



รูปที่ 8 ทิศทางการเคลื่อนที่ของยานพาหนะ ต่อ

3.1 การเตรียมข้อมูล

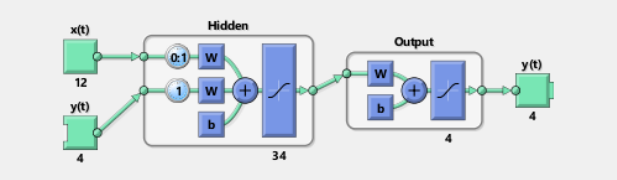
การเก็บข้อมูลงานวิจัยเพื่อใช้วิเคราห์ระดับการให้บริการของทางแยกที่มีสัญญาณไฟจราจร จะมีการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ส่วนหนึ่งคือทำการใช้ข้อมูลที่ได้รับจากกล้องวงจรปิดบริเวณทางแยกของแขวงทางหลวงเชียงใหม่ที่ 2 กรมทางหลวง ดังนี้ ข้อมูลจังหวะสัญญาณไฟจราจร ข้อมูลความยาวแถวคอย และข้อมูลปริมาณการจราจร รวมไปถึง อัตราส่วนของยานพาหนะแต่ละประเภท จากสำนักบริหารบำรุงทาง กรมทางหลวง ส่วนที่ 2 เป็นข้อมูลที่ต้องเก็บภาคสนาม เช่น ข้อมูลลักษณะทางกายภาพของทางแยก ความยาวแถวคอย โดยจะเก็บข้อมูลวันจันทร์ถึงวันศุกร์ในช่วงเวลาเร่งด่วนตอนเย็นที่ตำรวจควบคุมสัญญาณไฟจราจร เนื่องจากช่วงเวลาเริ่มต้น และสิ้นสุดที่ตำรวจทำการควบคุมสัญญาณไฟจราจรไม่แน่นอนการเก็บข้อมูลความยาวแถวคอยผู้ทำการทดลองจึงต้องตรวจสอบสถานะการควบคุมสัญญาณไฟจราจรก่อนเก็บข้อมูล (Fixed time, Manual)

3.2 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การจำลองการควบคุมสัญญาณไฟจราจรของตำรวจจะทำโดยการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับคาดการณ์รอบสัญญาณไฟจราจร ด้วยโครงข่ายแบบ Nonlinear Autoregressive With External Inputs Recurrent Neural Network Model (NARX) ทำการฝึกสอนแบบจำลองโดยใช้ค่าชั้นแฝง อินพุต และดีเลย์ โดยทำการจำลองผ่านโปรแกรม MATLAB จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุด ชุดที่ 1 ใช้ในการฝึกสอน (Training) ร้อยละ 80 ชุดที่ 2 ใช้ในการตรวจสอบ (Validation) ร้อยละ 5 ชุดที่ 3 ใช้ในการทดสอบผล (Testing) ร้อยละ 15 [5]

ในส่วนของการกำหนดจำนวนโหนดที่เหมาะสมในชั้นแฝงนั้น ยังไม่มีข้อสรุปที่ชัดเจน การศึกษานี้จึงใช้วิธี Trial and error ในการกำหนดจำนวนโหนดโดยทดสอบตั้งแต่ 1 ถึง 100 โหนด โดยใช้ข้อมูลที่ใช้ในการ

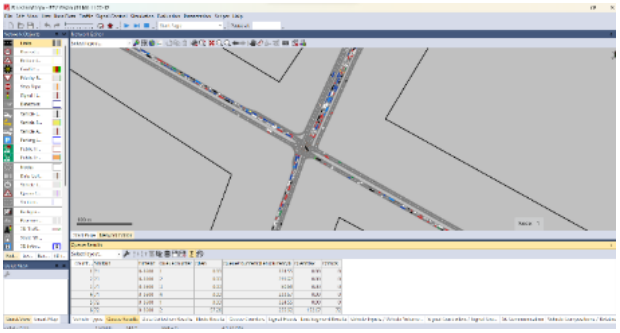
ฝึกสอน ไม่มีค่าดีเลย์ ใช้ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์เป็นฟังก์ชันแปลง หลังจากนั้นเลือกใช้โครงสร้างแบบจำลองที่มีค่าค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย Coefficient of Determination (R-squared) เข้าใกล้ 1 ที่สุดประกอบกับค่า MSE ที่น้อยที่สุดเป็นโครงสร้างในการคาดการณ์การควบคุมจราจรของตำรวจต่อไป



รูปที่9 โครงสร้างแบบจำลอง NARX

3.3 การสร้างแบบจำลองการจราจรระดับจุลภาค

สร้างแบบจำลองการจราจรทางแยกที่มีสัญญาณไฟจราจรเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของทางแยก 2 รูปแบบ โดยเริ่มจากรูปแบบที่ 1 มีสัญญาณไฟจราจรรูปแบบปกติที่ไม่ได้มีการควบคุมจากตำรวจจราจร (สัญญาณไฟจราจรแบบคงที่) ส่วนรูปแบบที่ 2 เป็นแบบจำลองการจราจรที่ควบคุมสัญญาณไฟจราจรด้วยตำรวจ



รูปที่ 10 แบบจำลองการจราจรระดับจุลภาคบริเวณทางแยกรินคำ

ทำการสร้างแบบจำลองที่มีโครงสร้างทางกายภาพของทางแยกตามจริง และกำหนดค่าตัวแปรต่างๆ เช่น ปริมาณการจราจร ประเภทของยานพาหนะ ตามข้อมูลสำรวจ ในส่วนของสัญญาณไฟจราจร กำหนดให้ไฟเหลือง 5 วินาที และไฟแดง 5 วินาที ใช้เวลาในการจำลองการจราจร 1 ชั่วโมง โดยใช้แบบจำลองทางแยกดังกล่าวกับทั้ง 2 รูปแบบการทดลอง

ในรูปแบบที่ 1 นั้น จะใช้การจำลองการจราจรโดยใช้สัญญาณไฟจราจรแบบ Fix Time ในช่วงเวลาเร่งด่วนตอนเย็นตามข้อมูลสำรวจ โดยทิศทางการจราจรที่ 1-4 ใช้ไฟเขียว 70, 95, 65, 59 วินาที ตามลำดับ ส่วนในรูปแบบที่ 2 จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายไฟเขียวของทางแยกเพื่อควบคุมสัญญาณไฟจราจร ซึ่งในรอบแรกจะทำการใช้สัญญาณไฟเขียวตามรูปแบบที่ 1 หลังจากนั้นจะรับค่า Input จากแบบจำลอง และใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายสัญญาณไฟจราจรในรอบต่อไปจนครบเวลาในการจำลองการจราจรที่กำหนดไว้ 1 ชั่วโมง

4. ผลการศึกษา

4.1 สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ทำการเลือกตัวแปรในการนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธี Correlation ด้วยโปรแกรม Excel โดยเลือกตัวแปรเข้า ปี เดือน วัน วันในสัปดาห์ ชั่วโมง นาที แถวคอยทั้ง 4 ขา และสัญญาณไฟเขียวรอบล่าสุดทั้ง 4 ขา โดยตัวแปรออกที่จะทำนายคือสัญญาณไฟเขียวของรอบถัดไปทั้ง 4 ขา ผลที่ได้คือ ตัวแปรนำเข้า ปี เดือน ไม่สามารถคำนวณค่าได้ และตัวแปรนำเข้าที่เหลือมีความสัมพันธ์กับตัวแปรออก ตามรูปที่ 9

	D	DayofWeek	H	MI	QL-1	QL-2	QL-3	QL-4	GT-1	GT-2	GT-3	GT-4	GT-1	GT-2	GT-3	GT-4
D	1															
DayofWeek	-0.08	1														
H	0.09	0.17	1													
MI	-0.10	0.08	-0.39	1												
QL-1	-0.04	0.22	0.20	-0.17	1											
QL-2	-0.21	-0.09	-0.11	-0.36	-0.09	1										
QL-3	-0.15	0.17	0.00	-0.04	0.18	0.28	1									
QL-4	0.05	0.18	-0.37	-0.26	0.22	0.12	0.09	1								
GT-1	-0.03	-0.03	-0.32	0.23	-0.20	0.00	-0.13	0.04	1							
GT-2	-0.22	-0.38	-0.42	-0.01	-0.27	0.33	0.02	0.18	0.10	1						
GT-3	0.03	-0.17	-0.32	0.11	-0.08	-0.02	-0.10	0.18	0.32	0.45	1					
GT-4	-0.01	0.09	-0.04	0.11	0.14	-0.07	0.00	0.06	0.41	0.08	0.44	1				
GT-1	-0.05	-0.12	-0.06	0.00	-0.14	0.16	-0.10	0.04	0.18	0.22	0.32	0.27	1			
GT-2	-0.26	-0.42	-0.38	-0.19	0.09	0.39	-0.02	0.19	0.23	0.38	0.31	0.24	0.01	1		
GT-3	0.04	-0.33	-0.18	0.00	-0.07	-0.07	-0.21	0.16	0.20	0.34	0.40	0.14	0.27	0.46	1	
GT-4	-0.06	-0.10	0.04	-0.06	0.03	0.01	-0.15	0.11	0.25	0.19	0.31	0.12	0.40	0.14	0.41	1

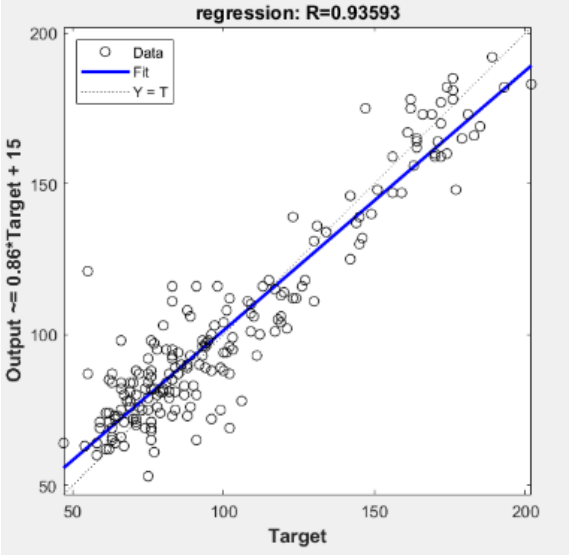
รูปที่ 11 แสดงผลการคัดเลือกตัวแปรวิธี Correlation ด้วยโปรแกรม Excel

ต่อไปทำการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมด้วยฟังก์ชั่นการฝึกสอนแบบ Conjugate Gradient Descent (CGD) และ Levenberg Marquardt (LM) จากนั้นทำการหาโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมจากการ Trial and error ได้ผลเป็น [12-34-4] [12-53-4] ตามลำดับ ดังตารางที่ 2

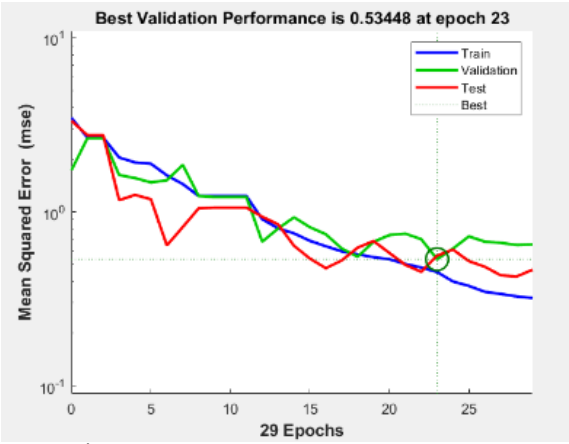
ตารางที่ 2 แสดงผลการคัดเลือกแบบจำลอง

ลำดับที่	ฟังก์ชั่นการฝึกสอน	แบบจำลอง	R-Square	MSE
1	Conjugate Gradient Descent	[12-53-4]	0.8759	0.5344
2	Levenberg Marquardt	[12-34-4]	0.9241	1.1189

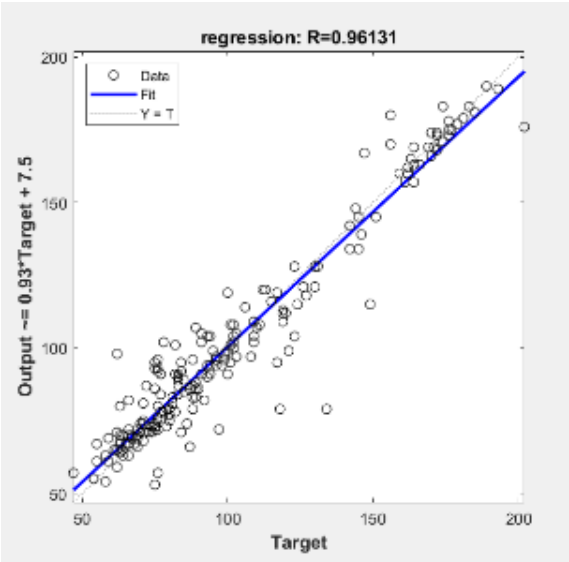
จากตารางที่ 2 และรูปที่ 9,10 เป็นผลจากการทดลองคัดเลือกแบบจำลองโดยใช้ค่า R-Square และค่า MSE พบว่า แบบจำลอง [12-53-4] ที่ฝึกสอนด้วยวิธี Conjugate Gradient Descent สามารถวัดค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) น้อยที่สุดเท่ากับ 0.5344 ส่วนแบบจำลอง [12-34-4] ที่ฝึกสอนด้วยวิธี Levenberg Marquardt มีค่าสัมประสิทธิ์การทำนายเข้าใกล้ 1 มากที่สุด Coefficient of Determination (R-squared) เท่ากับ 0.9241



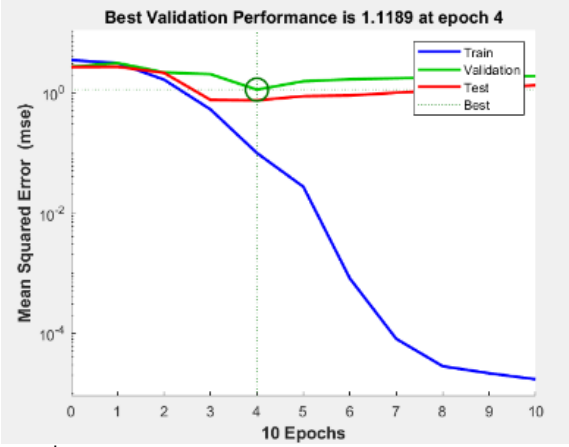
รูปที่ 12 กราฟแสดงความแม่นยำในการทำนายด้วยการฝึกสอนวิธี Conjugate Gradient Descent



รูปที่ 13 กราฟแสดงความแม่นยำในการทำนายด้วยการฝึกสอนวิธี Conjugate Gradient Descent



รูปที่ 14 กราฟแสดงความแม่นยำในการทำนายการฝึกสอนวิธี Levenberg Marquardt



รูปที่ 15 กราฟแสดงความแม่นยำในการทำนายการฝึกสอนวิธี Levenberg Marquardt

4.2 ผลการจำลองการจราจรด้วยสัญญาณไฟจราจรแบบปกติ

ตารางที่ 3 ผลการจำลองการจราจรด้วยสัญญาณไฟจราจรแบบปกติ

ลำดับที่	ทิศทางการจราจร	ปริมาณการจราจร	ความล่าช้า	ระดับการให้บริการ
1	3 -> 2	473	6.83	LOS_A
2	3 -> 1	497	67.37	LOS_E
3	3 -> 4	473	71.86	LOS_E
4	2 -> 1	231	470.31	LOS_F
5	2 -> 4	210	588.56	LOS_F
6	2 -> 3	219	466.55	LOS_F
7	1 -> 4	173	733.02	LOS_F
8	1 -> 3	197	272.04	LOS_F
9	1 -> 2	182	676.84	LOS_F
10	4 -> 3	220	447.96	LOS_F
11	4 -> 2	206	313.98	LOS_F
12	4 -> 1	217	465.48	LOS_F
	รวม	3298	324.72	LOS_F

4.3 ผลของการจำลองการจราจรด้วยสัญญาณไฟที่ควบคุมโดยตำรวจ

ตารางที่ 4 ผลการจำลองการจราจรด้วยสัญญาณไฟที่ควบคุมโดยตำรวจ

ลำดับที่	ทิศทางการจราจร	ปริมาณการจราจร	ความล่าช้า	ระดับการให้บริการ
1	3 -> 2	473	6.44	LOS_A
2	3 -> 1	469	191.00	LOS_F
3	3 -> 4	417	174.59	LOS_F
4	2 -> 1	319	78.02	LOS_E
5	2 -> 4	315	158.41	LOS_F
6	2 -> 3	321	72.60	LOS_E
7	1 -> 4	178	748.16	LOS_F
8	1 -> 3	203	690.28	LOS_F
9	1 -> 2	185	660.90	LOS_F

ลำดับที่	ทิศทางการจราจร	ปริมาณการจราจร	ความล่าช้า	ระดับการให้บริการ
10	4 -> 3	222	444.90	LOS_F
11	4 -> 2	213	311.80	LOS_F
12	4 -> 1	219	453.49	LOS_F
	รวม	3534	262.39	LOS_F

5. สรุปผลการทดลอง

จากผลการทดลองตารางที่ 3, 4 พบว่าลำดับที่ 2, 3 ทิศทางการจราจรจากแยกข่วงสิงห์ตรงไป และเลี้ยวขวา ผลการจำลองในรูปแบบที่ 1 มีค่าความล่าช้า 67.37, 71.86 วินาที มีระดับการให้บริการ LOS E, LOS E ดีกว่ารูปแบบที่ 2 ที่มีค่าความล่าช้า 191.00, 174.59 วินาที มี LOS F, LOS F และในลำดับที่ 4, 6 ทิศทางจราจรจากทางคูเมืองเลี้ยวซ้าย และเลี้ยวขวาในรูปแบบที่ 2 มีค่าความล่าช้า 78.02, 72.60 วินาที มีระดับการให้บริการ LOS E, LOS E ซึ่งดีกว่ารูปแบบที่ 1 ที่มีค่าความล่าช้า 470.31, 466.55 วินาที มี LOS F, LOS F ปริมาณการจราจร 319, 321 คัน มากกว่า รูปแบบที่ 1 231, 219 คัน เนื่องจากการควบคุมการจราจรของตำรวจจะเน้นปล่อยการจราจรเป็นเวลานานในแต่ละขาของทิศทางการจราจรทำให้เกิดความล่าช้าในการออกตัว และความล่าช้าจากการหยุดน้อยลง ส่งผลให้ปริมาณการจราจรที่ผ่านทางแยกโดยรวมของการจำลองในแบบที่ 2 มากกว่ารูปแบบที่ 1 ร้อยละ 7.16 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการจัดการจราจรของทางแยกที่ดีขึ้น

6. ข้อเสนอแนะ

ในอนาคตสามารถพัฒนาแบบจำลองการควบคุมการจราจรให้มีความแม่นยำมากขึ้น โดยการใช้ Machine Learning และ Deep Learning อย่างไรก็ตาม การพัฒนาแบบจำลองที่ดีกว่าต้องพิจารณาถึงความซับซ้อนของระบบ และการใช้งานในสภาพแวดล้อมจราจรที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง ซึ่งต้องใช้เทคโนโลยีและวิธีการที่ใช้งานได้ง่ายและมีประสิทธิภาพในการคาดการณ์และควบคุมการจราจรในสถานการณ์ต่างๆ ดังนั้น การพัฒนาแบบจำลองที่ดีกว่าต้องใช้วิธีการและเทคโนโลยีที่เหมาะสมกับการใช้งานจราจรในปัจจุบันและในอนาคต

การเพิ่มข้อมูลนำเข้าของแบบจำลอง เช่น การนำเข้าข้อมูลเพิ่มเติมเช่น ข้อมูลสภาพอากาศหรือเวลาการเดินทางของผู้ขับขี่อาจช่วยเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลอง

เอกสารอ้างอิง

[1] พีรพล พุทธเวชมงคล, วิมล แสนอุ้ม, & ชฎาพร เกตุมณี. (2018). *การวิเคราะห์และทำนายสภาพคล่องการจราจรด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบถดถอยอัตโนมัติไม่เป็นเชิงเส้นร่วมกับข้อมูลอินพุตภายนอก*. TNI Journal of Engineering and Technology, หน้า 45-49.

[2] รังสรรค์ ทองทา, & ปัญญา หันตุลา.(2016). *รายงานการวิจัยการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อช่วยสนับสนุนการควบคุมสัญญาณไฟจราจรอัจฉริยะ*. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี. pp.28-30

[3] อภิชาติ สุนทรวิภาต. (2015). การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการจัดการความต้องการวัตถุดิบชีวมวล:กรณีศึกษาโรงไฟฟ้าชีวมวลแห่งหนึ่ง. วิทยานิพนธ์ มหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยศิลปากร.

[4] Highway Capacity Manual(HCM)(1965). *TRANSPORTATION RESEARCH BOARD*. National Research Council, pp.18-4–18-5

[5] ประสงค์ ประเสริฐวสุ (2015). การประเมินประสิทธิภาพของการควบคุมสัญญาณไฟจราจรตามปริมาณจราจร บนทางแยกลาดใหญ่ จังหวัดสมุทรสงคราม. วิทยานิพนธ์ มหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

[6] Dayhoff, J.E. 1990. Neural Network Architectures:An Introduction. New York: Vaan Nostrand.

[7] วรากุล กาญจนกัญโห. (2010). การคัดเลือกปัจจัยที่อธิบายตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์การเกิดอาชญากรรม. วรสารวิจัย, มหาวิทยาลัยขอนแก่น, หน้า 22-30.