

# การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม ในการทำนายการเคลื่อนที่ของแนววิถีจรวดประดิษฐ์

ชนะ รัชศิริ<sup>1</sup> กฤติยา พาอิม<sup>1\*</sup> และ เจษฎากร จันทวงษ์<sup>1</sup>

วันที่รับ 29 กันยายน 2565 วันที่แก้ไข 16 ธันวาคม 2565 วันตอบรับ 21 ธันวาคม 2565

## บทคัดย่อ

การเคลื่อนที่ของแนววิถีจรวดประดิษฐ์เป็นการเคลื่อนที่แบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งสามารถคำนวณได้หลากหลายวิธี เช่น การประยุกต์ใช้กฎของนิวตันมาสร้างสมการการเคลื่อนที่ หรือการใช้วิธีการของรุ่งเง-คุดตาอันดับที่ 4 โดยสมการทั้งหมดเป็นการปรับปรุงมาจากหลักการแบบจำลอง Modified Point Mass Trajectory Model (MPMTM) โดยจะทำการเปรียบเทียบค่าตอบของผลเฉลย ซึ่งวิธีการเหล่านี้มีความยุ่งยากซับซ้อนในการคำนวณและอาจเกิดความผิดพลาดในการคำนวณได้ ในบทความนี้จึงนำเสนอแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation Neural Network) มาใช้ในการทำนายผลเฉลยของซีปนวิถีของจรวดที่เปลี่ยนแปลงจากผลของการเปลี่ยนแปลงตัวแปรนำเข้าของสมการซีปนวิถีเปลี่ยนแปลง (Rocket Trajectory in various input) ตามสภาพการใช้งานจริง ซึ่งตัวแปรนำเข้าป้อนเข้าจำนวน 5 ตัวแปร โดยใช้ค่าตรรกะนิสมรณะเป็นตัวพิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดจากการดำเนินการโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ที่มีประสิทธิภาพสุด มีค่าตรรกะนิสมรณะอยู่ที่ 0.04 ซึ่งจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้เป็นตัวแทนการหาแนววิถีการเคลื่อนที่ของจรวดประดิษฐ์แทนการคำนวณสมการที่ยุ่งยาก ซึ่งทำให้ง่ายและรวดเร็วในการใช้งานจริงมากยิ่งขึ้น

**คำสำคัญ :** วิถีจรวดประดิษฐ์, โครงข่ายประสาทเทียม

---

<sup>1</sup> ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

\* ผู้แต่ง, อีเมล: fengkip@ku.ac.th

# A Development of Neural Network Model for Inventor Rocket Path-Motion Prediction

Chana Raksiri<sup>1</sup> Krittiya Pa-im<sup>1\*</sup> and Chessadakorn Chantawong<sup>1</sup>

Received 29 September 2022, Revised 16 December 2022, Accepted 21 December 2022

## Abstract

The trajectory of an artificial rocket is a non-linear equation of motion which can be solved in various method for instance by the method of an applied newton's law used for establish the equation of motion or by the numerical method of Runge Kutta 4<sup>th</sup> order. All of the equations of motion are modified from the principle of Modified Point Mass Trajectory Model (MPMTM) which will have to compare its mathematic solution. These methods are complicated to calculate and can cause an error. Therefore, in this article will present the application of back-propagation neural networks to predict the trajectory of a rocket in various input according to the actual usage conditions, which 5 inputs. The performance index is used to determine the optimal neural network. The results, the most efficient system identification neural network that has a performance index of 0.04 and this neural network will represent the trajectory of an artificial rocket instead of complex equations which will simplify and takes less time to calculate.

**Keywords :** Inventor rocket, Neural networks

---

<sup>1</sup> Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University.

\* Corresponding author, E-mail: fengkip@ku.ac.th

## 1. บทนำ

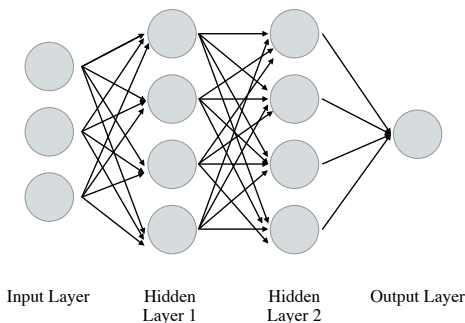
วิถีของจรวดประดิษฐ์ (Rocket Trajectory) คือการศึกษาการเคลื่อนที่ของจรวดประดิษฐ์ เป็น การเคลื่อนที่แบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยเริ่มต้นตั้งแต่เมื่อ จรวดประดิษฐ์เริ่มเกิดแรงผลักดัน (Thrust Force) และ เคลื่อนที่ไปในตัวกลางอากาศ และตกยังพื้นที่เป้าหมาย โดยที่ความแม่นยำและอำนาจการปล่อยของจรวด ประดิษฐ์จะขึ้นอยู่กับความแม่นยำของการศึกษาและ ออกแบบการเคลื่อนที่ของจรวดประดิษฐ์ในทุกๆระยะ การแก้ปัญหามหาสมการการเคลื่อนที่แบบไม่เป็น เชิงเส้นโดยใช้วิธีคำนวณหาผลเฉลยทางตรงนั้น มีความยุ่งยากซับซ้อน ซึ่งปัจจุบันนิยมใช้ระเบียบวิธี เชิงตัวเลข (Numerical) เพื่อลดเวลาและเพิ่มความ สะดวกในทางปฏิบัติ การหาผลเฉลยสามารถทำได้ หลายวิธี เช่น ประยุกต์โดยใช้กฎของนิวตันมาสร้าง สมการการเคลื่อนที่ของแนววิถีจรวดประดิษฐ์ [1] แล้วใช้ระเบียบวิธีของออยเลอร์ (Euler's method) หาความสัมพันธ์ระหว่างระยะทางและทิศทางของ การปล่อยกับแนวการเคลื่อนที่ของจรวดประดิษฐ์ หรือวิธีของรุงเง-คุดตา (Runge-Kutta) [2]-[4] ที่ให้ผลเฉลยมีความถูกต้องแม่นยำเพิ่มขึ้น แต่ เนื่องจากวิธีการหาผลเฉลยเหล่านี้มีความยุ่งยาก ซับซ้อนในการคำนวณและอาจเกิดความผิดพลาด ในการคำนวณได้ ในบทความนี้จะนำเสนอแบบจำลอง โคจรข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation Neural Network) โดยมีการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) เพื่อนำมาใช้ในการทำนายผลเฉลยของซีปโนวิถีของ จรวดที่เปลี่ยนแปลงจากผลของการเปลี่ยนแปลง ตัวแปรนำเข้าของสมการซีปโนวิถีเปลี่ยนแปลง (Rocket Trajectory in various input) ตามสภาพ การใช้งานจริง ทำให้ง่ายและรวดเร็วในการใช้งานจริง

โดยทั่วไปของโคจรข่ายประสาทเทียม คือ การประมาณระบบการทำงานหรือแบบจำลองทาง คณิตศาสตร์ โดยเฉพาะเมื่อเราไม่ทราบแบบจำลอง ทางคณิตศาสตร์ของระบบหรือระบบนั้นมีความซับซ้อน ในการคำนวณมาก [5] โคจรข่ายประสาทจะทำหน้าที่ เป็นตัวแทนของแบบจำลองได้ โดยเราต้องมีข้อมูล เกี่ยวกับระบบในรูปแบบของข้อมูลอินพุต เอาต์พุต ระบบจะได้จากการเรียนรู้โคจรข่ายประสาทและ ความสามารถที่เหมาะสมสำหรับการคำนวณเพื่อ ปรับให้เข้ากับการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อม โคจรข่ายประสาทเทียมถูกนำมาประยุกต์ใช้ใน งาน ทางอากาศยานและงานอื่น ๆ อีกหลากหลายงาน [6]-[10] เช่น ใช้ในการพยากรณ์ค่าสัมประสิทธิ์อากาศ พลศาสตร์ของอากาศยาน การควบคุมวงรอบวิถีของ ควอดโรเตอร์ การควบคุมสิ่งรบกวนของเฮลิคอปเตอร์ ไร้คนขับ การพยากรณ์ความจุของสนามบิน และ การติดตามวิถีของหุ่นยนต์ทรงตัว

ในบทความนี้โคจรข่ายประสาทเทียมที่ใช้ จะเป็นแบบแพร่ค่าย้อนกลับ ซึ่งประกอบด้วยชั้นรับ ข้อมูล ชั้นซ่อน และชั้นแสดงผล โดยชั้นรับข้อมูล จะเป็นตัวแปรนำเข้าป้อนเข้า (Input) แบบ Multi-Input มีจำนวน 5 ตัวแปรนำเข้า คือ ค่ามุมทางสูง (Elevated Angle) ค่าความเร็วต้นของจรวด ( $V_0$ ) แรงผลักดันจรวด (Thrust Force) อัตราหมุนควง (Spin Rate) และอัตราการไหลของจรวด (Mass Flow Rate) ส่วนชั้นแสดงผลจะมีจำนวน 3 ตัวแปร คือ พิกัด X, Y และ Z ของจรวดประดิษฐ์ ข้อมูลเหล่านี้ จะนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้ (Training) เพื่อใช้ ในการหาเอกลักษณ์ของระบบ แล้วใช้โคจรข่าย ประสาทเทียมที่มีค่าตรรกะนิสมรรณะที่ดีที่สุด (Mean Squared Error: MSE) จึงนำโคจรข่าย ประสาทเทียมนั้นเป็นตัวแทนการหาพิกัดการเคลื่อน ที่พิกัด X, Y และ Z ของจรวดต่อไป

## 2. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย โหนดในแต่ละชั้นและการเชื่อมต่อกันภายในระหว่างชั้น ชั้นแรกจะเป็นชั้นอินพุต จำนวนโหนดจะมีเท่ากับ จำนวนของข้อมูลป้อนเข้า ชั้นซ่อนโดยทั่วไปจำนวนชั้น และจำนวนโหนดจะไม่มีข้อจำกัดแน่นอนตายตัว แต่ ถ้ามีจำนวนชั้นและจำนวนโหนดมาก ๆ จะทำให้ช้ามาก ในการคำนวณ (Overfitting) และถ้ามีจำนวนชั้นและ จำนวนโหนดน้อยเกินไป จะทำให้ผลการคำนวณค่า ความคลาดเคลื่อนไม่ลู่เข้าจุดต่ำสุด (Convergent) และผลลัพธ์ที่ได้จะไม่ถูกต้อง ชั้นเอาต์พุตจะมีจำนวน โหนดเท่ากับจำนวนผลลัพธ์ที่ต้องการ [11]



รูปที่ ๑ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม [12]

ค่าอินพุต ( $p$ ) ถูกส่งผ่าน นำไปคูณด้วยค่าถ่วง น้ำหนัก ( $w$ ) เป็นปริมาณสเกลาร์ จำนวนอินพุต  $R$  ตัว กำหนดอยู่ในแต่ละการเชื่อมต่อ ผลคูณที่ได้อยู่ใน รูป  $wp$  นำ ค่าที่ได้นี้ไปรวมกับค่าไบแอส ( $b$ ) จะได้ผล รวมกันของค่าที่ได้ เรียกว่า ค่า Net Input ( $n$ ) จากนั้น ถูกส่งผ่านไปยังฟังก์ชันการถ่ายโอนหรือฟังก์ชัน การกระตุ้น (Transfer or Activation Function) ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นค่าเอาต์พุต ( $a$ ) เป็นปริมาณ สเกลาร์ สามารถเขียนสมการของค่าอินพุตและ เอาต์พุตได้ [13]

$$a = f(wp + b) \quad (1)$$

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b \quad (2)$$

หรือ

$$n = wp + b \quad (3)$$

$$a = f(n) \quad (4)$$

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการเรียนรู้และขั้นตอน การทดสอบ ซึ่งขั้นตอนการเรียนรู้จะเรียนรู้จาก ข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต แล้วทำการออกแบบ โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหารูปแบบและความสัมพันธ์ ภายในของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ส่วนขั้นตอน การทดสอบจะนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ออกแบบ และฝึกสอนแล้วมาใช้งานต่อ โดยจะใช้อินพุตชุดใหม่ ใส่เข้าไปเพื่อหาเอาต์พุตที่ต้องการ [13]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาท วิธีหนึ่งที่ยอมรับใช้ใน Multilayer Perceptron เพื่อปรับ ค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่าน้ำหนักขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุต ที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ [13]

## 3. การสร้างโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการ เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมตแล็บ

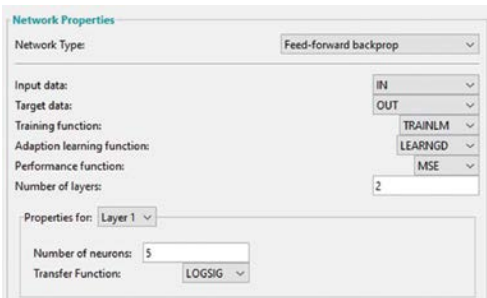
การสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม จะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการหาเอกลักษณ์ ต่ำที่สุด ( $\delta_o$ ) โดยในงานวิจัยนี้จะใช้โครงข่ายประสาท เทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ โดยฟังก์ชันการเรียนรู้ เป็นแบบ Levenberg-Marquardt Backpropagation โดยต้องมีการกำหนดอัตราการเรียนรู้ ( $\alpha$ ) เพื่อปรับ เปลี่ยนค่าน้ำหนัก ( $W$ ) และค่าไบแอส ( $W_{Bias}$ ) ของ โครงข่ายประสาทเทียม ด้วยสมการที่ 5-7 [13] และ

กำหนดฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบ Log-Sigmoid เพื่อปรับผลลัพธ์ของแบบจำลอง ( $T(k)$ ) ให้ใกล้เคียงกับค่าความจริง ( $T(k)$ ) มากที่สุด แสดงดังรูปที่ 2

$$\delta_o = [T(k) - Y(k)]f'(y_{in}) \quad (5)$$

$$\Delta W = \alpha Z \delta_o^T \quad (6)$$

$$\Delta W_{Bias} = \alpha \delta_o \quad (7)$$

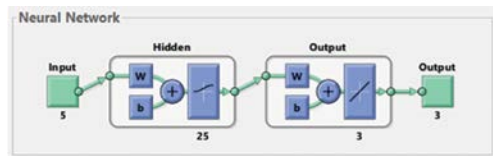


รูปที่ ๒ การกำหนดโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

#### 4. กำหนดตัวแปรป้อนเข้า ตัวเป้าหมาย และการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการหาเอกลักษณ์

บทความนี้ได้ใช้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการเรียนรู้ โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมนั้นประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล ชั้นซ่อน และแสดงผล โดยชั้นรับข้อมูลจะเป็นตัวแปรป้อนเข้า (Input) แบบ Multi-Input มีจำนวน 5 ตัวแปร คือ ค่ามุมทางสูง (Elevated Angle) ซึ่งกำหนดค่าอยู่ระหว่าง 10 องศา ถึง 90 องศา ค่าความเร็วต้นของจรวด ( $V_0$ ) กำหนดให้คงที่ที่ 1 m/s แรงผลักดันจรวด (Thrust Force) อัตราหมุนควง (Spin Rate) และอัตราการไหลของจรวด (Mass Flow Rate) ซึ่งชุดข้อมูลของตัวแปรแรงผลักดันจรวด อัตราหมุนควง และอัตราการไหลของจรวดนั้น จะได้มาจากสมการการคำนวณด้วยวิธีของรุ่งเง-คุดตา

ซึ่งไม่มีขอบเขตค่าตัวแปรที่แน่นอน ส่วนตัวเป้าหมาย (Target) มีจำนวน 3 ตัวแปร คือ พิกัด X, Y และ Z ของจรวด ส่วนการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะเป็นการกำหนดฟังก์ชันการเรียนรู้ (Training Function) ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) จำนวนชั้น (Number of Network Layers) ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยกำหนดจำนวนโหนดในชั้น Hidden Layer นั้น จะเริ่มที่จำนวนเท่ากับจำนวนตัวแปรป้อนเข้า เมื่อกำหนดค่าต่าง ๆ เรียบร้อยแล้ว จะได้ภาพโครงข่ายประสาทเทียมดังรูปที่ 3



รูปที่ ๓ โครงข่ายประสาทเทียม

#### 5. การหาเอกลักษณ์ของระบบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนการเรียนรู้เริ่มจากการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ ฟังก์ชันการเรียนรู้ (Training Function) ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) จำนวนชั้น (Number of Network Layers) ของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนข้อมูลป้อนเข้า (Number of Input Nodes) จำนวนนิเวรอนของชั้นซ่อนแต่ละชั้น (Hidden Layer Nodes) และจำนวนผลลัพธ์ (Number of Output Nodes) จากนั้นนำข้อมูลป้อนเข้า และข้อมูลเป้าหมายมาป้อนให้กับโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อที่จะคำนวณหาความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุต หลังจากนั้นจะนำค่าเอาต์พุตที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย เพื่อคำนวณหาความคลาดเคลื่อนทั้งหมดที่เกิดขึ้น ถ้าค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดมากกว่าค่าที่กำหนด

โปรแกรมจะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอส แล้วคำนวณค่าความสัมพันธ์ใหม่ทั้งหมดอีกครั้ง และเมื่อค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดเท่ากับหรือน้อยกว่า ค่าที่กำหนด โปรแกรมจะหยุดการเรียนรู้และทำการคำนวณค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม และทำการบันทึกค่าน้ำหนักและค่าไบแอสเพื่อนำไปใช้ในกระบวนการทดสอบต่อไป

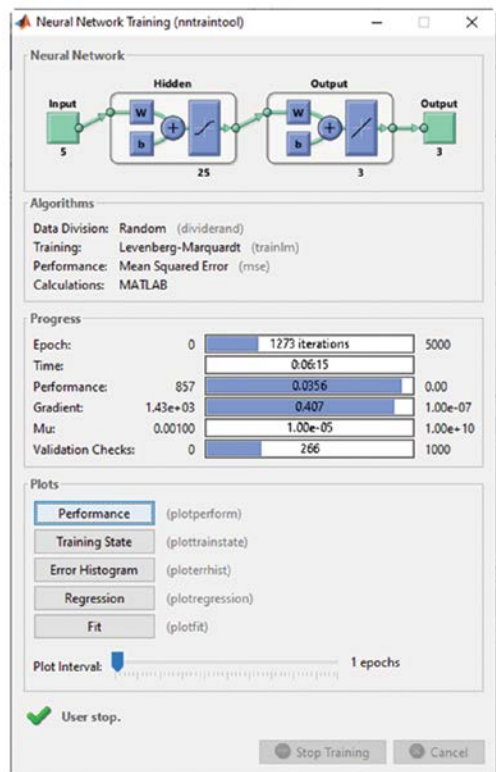
### 5.1 เตรียมชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาท

จำนวนข้อมูลที่จะนำมาใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม ในการหาเอกลักษณ์มีจำนวน 7,954 ชุดข้อมูล แบ่งข้อมูลในการฝึกโครงข่ายประสาท (Training) 70% ข้อมูลในการตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาท (Validation) 15% และข้อมูลในการทดสอบโครงข่ายประสาท (Testing) 15%

### 5.2 ฝึกโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์

การกำหนดลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ เนื่องจากไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอนในการกำหนดลักษณะโครงสร้าง ดังนั้นจึงใช้วิธีการลองผิดลองถูก โดยเริ่มจากลักษณะโครงสร้างที่ซับซ้อนน้อยที่สุดและเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทที่ใช้ในการฝึกมีจำนวน 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต โดยจำนวนโหนดในชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่ากับจำนวนสัญญาณเข้าและออกโครงข่ายประสาท ซึ่งมีจำนวน 5 และ 3 โหนด ตามลำดับ โดยเปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทที่เหมาะสมที่สุดในการหาเอกลักษณ์ ซึ่งในการฝึกเบื้องต้นนั้นได้มีการปรับจำนวนโหนดในชั้นซ่อนตั้งแต่ 5 โหนด จนถึง 50 โหนด โดยเพิ่มทีละ 5 โหนด และเปรียบเทียบอัตราความสำเร็จของโครงข่ายประสาทเทียมว่า

โครงสร้างใดมีประสิทธิภาพมากที่สุด ส่วนฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในโครงข่ายประสาทนี้คือ ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบล็อก-ซิกมอยด์ในชั้นซ่อน และฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบลิเนียร์ในชั้นเอาต์พุต จำนวนชุดข้อมูลในการฝึก 5,568 ชุด จำนวนชุดข้อมูลในการตรวจสอบความถูกต้อง 1,193 ชุด และชุดข้อมูลในการทดสอบ 1,193 ชุด จำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุด 5,000 รอบ และเป้าหมายสมรรถนะ 0.01 โดยผลการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะแสดงผลอัตราความสำเร็จ 3 ค่า คือ อัตราความสำเร็จของการฝึก อัตราความสำเร็จการตรวจสอบความถูกต้อง และอัตราความสำเร็จในการทดสอบ โดยในรูปที่ 4 แสดงภาพขณะการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ ๔ โครงข่ายประสาทเทียมขณะการเรียนรู้ในการหาเอกลักษณ์ที่จำนวนโหนดเท่ากับ 25

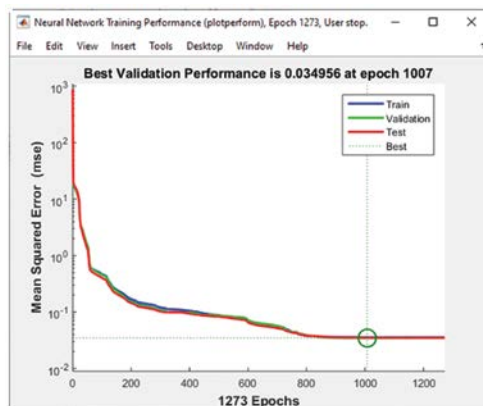
ตารางที่ 1 แสดงผลการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม ในการหาเอกลักษณ์

รอบที่	โครงสร้าง	ดรชนีสมรรถนะ (MSE)		
		การฝึก	ตรวจสอบ	ทดสอบ
1.	5 × 5 × 3	3.1397	3.1929	3.1486
2.	5 × 10 × 3	0.4691	0.4770	0.4704
3.	5 × 15 × 3	0.1748	0.1718	0.1743
4.	5 × 20 × 3	0.1332	0.1309	0.1328
5.	5 × 25 × 3	0.0356	0.0350	0.0355
6.	5 × 30 × 3	0.0333	0.0339	0.0334
7.	5 × 35 × 3	0.0295	0.0290	0.0294
8.	5 × 40 × 3	0.0243	0.0247	0.0244
9.	5 × 45 × 3	0.0218	0.0214	0.0217
10.	5 × 50 × 3	0.0208	0.0212	0.0209

จากตารางที่ 1 จะเห็นว่าเมื่อเพิ่มจำนวนโหนดเข้าไปแล้วดรชนีสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าลดลงเรื่อย ๆ จนถึงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 30 โหนด ดรชนีสมรรถนะลดลงจนถึงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 25 โหนดเล็กน้อยเท่านั้น และเมื่อเพิ่มจนถึงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนไปอีกจะเห็นว่าดรชนีสมรรถนะไม่มีการเปลี่ยนแปลงแล้ว ดังนั้น โครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ที่มีความเหมาะสมที่สุดในการเรียนรู้มีจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 25 โหนด ซึ่งมีค่าดรชนีสมรรถนะของการฝึกอยู่ที่ 0.0356 ค่าดรชนีสมรรถนะการตรวจสอบความถูกต้องอยู่ที่ 0.0350 และค่าดรชนีสมรรถนะในการทดสอบอยู่ที่ 0.0355 โดยมีโครงสร้างของโครงข่ายดังแสดงในตารางที่ 2 และค่าดรชนีสมรรถนะในรูปที่ 5

ตารางที่ 2 แสดงลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์

โครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์	โครงสร้าง
จำนวนชั้น	3
จำนวนโหนดในชั้นอินพุต	5
จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	25
จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต	3
ฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อน	$a = 1/(1+e^{-n})$
ฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นเอาต์พุต	$a = n$
อัตราการเรียนรู้ ( $\alpha$ )	0.01



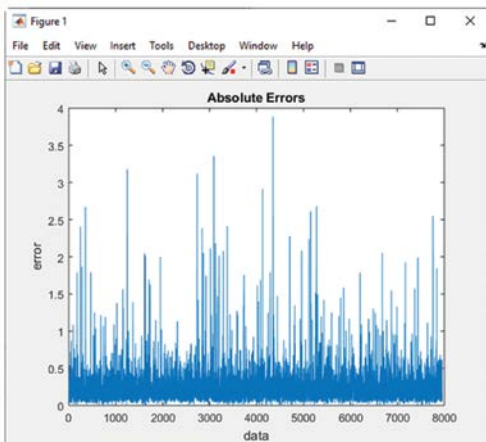
รูปที่ ๕ ดรชนีสมรรถนะการตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ที่จำนวนโหนดเท่ากับ 25

## 6. ผลการนำโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ไปใช้หาพิกัด

เมื่อได้โครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์แล้ว จะนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในการหาพิกัดการเคลื่อนที่ของจรวด โดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นค่าเริ่มต้น การนำไปใช้จะทำการเปรียบเทียบค่าเอาต์พุตที่ได้จากสมการการเคลื่อนที่ของจรวดกับ

ค่าเอาต์พุตที่ออกจากโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าอินพุตเป็นข้อมูลชุดเดียวกัน และค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเคลื่อนที่ของจรวดที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการคำนวณ และเมื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ด้วยสมการที่ 8 จะได้ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ดังรูปที่ 6 โดยค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.34 เมตร โดยได้ตั้งขอบเขตของความผิดพลาดสัมบูรณ์อยู่ที่ไม่เกิน 2 เมตร

$$Err_{abs} = \sqrt{(X_{nn} - X_{real})^2 + (Y_{nn} - Y_{real})^2 + (Z_{nn} - Z_{real})^2} \quad (8)$$



รูปที่ ๖ ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ระหว่างค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าจริงสมการการเคลื่อนที่ของจรวด

จากการดำเนินการพบว่า การหาฟังก์ชันการเคลื่อนที่ของจรวดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อเปรียบเทียบกับ การคำนวณสมการด้วยวิธีของรุง-คุดตา ซึ่งเป็นการคำนวณตัวแปรออกมาหลายตัวแปรนั้น จะมีความสะดวกและรวดเร็วกว่าในกรณีที่ต้องการเปลี่ยนข้อมูลนำเข้า ลดความผิดพลาดในการคำนวณที่อาจเกิดขึ้นได้ แต่การที่จะให้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแทนระบบการเคลื่อนที่

ที่หลากหลายขึ้น จำเป็นต้องมีชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกมากยิ่งขึ้น เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมนี้ ทำนายการเคลื่อนที่ของแนววิถีจรวดประดิษฐ์ได้แม่นยำมากขึ้น

## 7. สรุปผลการดำเนินการ

บทความนี้นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายการเคลื่อนที่ของแนววิถีจรวดประดิษฐ์จากการออกแบบระบบการเคลื่อนที่ของจรวดโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation Neural Network) ที่ได้รับการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมตแลบ (Matlab) เมื่อพิจารณาถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุต (Input) คือ ค่ามุมทางสูง (Elevated Angle) ค่าความเร็วต้นของจรวด ( $V_0$ ) แรงผลักดันจรวด (Thrust Force) อัตราหมุนควง (Spin Rate) และ อัตราการไหลของจรวด (Mass Flow Rate) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองแล้ว นำข้อมูลเหล่านี้ไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้ (Training) เพื่อใช้ในการหาเอกลักษณ์โดยทำการแบ่งรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดโครงสร้างแต่ละรูปแบบของโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นทำการทดลองหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันของแต่ละรูปแบบ และต่อมาทำการเปรียบเทียบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรูปแบบในขั้นตอนของการเรียนรู้ให้มีความเหมาะสม ซึ่งพิจารณาได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าตรรกะสมรรถนะที่สุด (MSE) เมื่อได้โครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ที่เหมาะสม จึงนำโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเป็นตัวแทนการหาฟังก์ชันการเคลื่อนที่ที่พิกัด X, Y และ Z ของจรวดต่อไป



กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ใช้การหาเอกลักษณ์ค่าตรรกะที่สมรรถนะ แสดงดังตารางที่ 1 เมื่อพิจารณาแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในการหาเอกลักษณ์ทั้ง 10 รูปแบบ เมื่อเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมากขึ้นเรื่อย ๆ ตั้งแต่ 5-50 โหนด โดยเพิ่มจำนวนโหนดครั้งละ 5 โหนด จะส่งผลทำให้ค่าตรรกะที่สมรรถนะของกระบวนการเรียนรู้ในการหาเอกลักษณ์มีแนวโน้มลดลงเรื่อย ๆ จนกระทั่งถึงโครงสร้างที่มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 25 โหนด และโครงสร้างหลังจากนี้ จะให้ค่าตรรกะที่สมรรถนะมีค่าใกล้เคียงกัน และมีแนวโน้มคงที่ จนถึงโครงสร้างที่มีจำนวนโหนดเท่ากับ 50 โหนด ซึ่งแสดงให้เห็นว่าหลังจากเพิ่มจำนวนโหนดมากกว่า 25 โหนดแล้ว พบว่าไม่สามารถทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ดีขึ้นมากกว่าเดิม ซึ่งได้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือรูปแบบที่มีโครงสร้าง  $5 \times 25 \times 3$  จึงนำโครงข่ายประสาทเทียมนี้เป็นตัวแทนการหาพิกัดการเคลื่อนที่ของจรวด

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้หาเอกลักษณ์ของระบบการเคลื่อนที่ของจรวด จะทำการเปรียบเทียบค่าเอาต์พุตที่ได้จากสมการการเคลื่อนที่ของจรวดกับค่าเอาต์พุตที่ออกจากโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่าความผิดพลาดระหว่างพิกัด X, Y และ Z ที่ได้จากสมการการเคลื่อนที่กับพิกัด X, Y และ Z ที่ออกจากโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ยอยู่ที่ 0.34 เมตร ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ดีและยอมรับได้ ดังนั้น โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้หาเอกลักษณ์ของระบบการเคลื่อนที่ของจรวดนี้สามารถเป็นตัวแทนการหาพิกัด X, Y และ Z แทนการคำนวณที่ยู่งยากของสมการการเคลื่อนที่ของจรวดได้

## 8. กิตติกรรมประกาศ

บทความนี้เป็นส่วนหนึ่งของงานวิจัยที่ได้รับทุนจากสถาบันเทคโนโลยีป้องกันประเทศ สัญญาเลขที่ 640202

## 9. เอกสารอ้างอิง

- [1] A. Ko, K. Chan, D.-J. Sheen, C.-H. Lee, Y. Park, and S. W. Park, "Prediction and Analysis of the Aerodynamic Characteristics of a Spinning Projectile Based on Computational Fluid Dynamics," *Int. J. Aerosp. Eng.*, vol. 2020, pp. 1-12, 2020.
- [2] S. K. Gupta, S. Saxena, A. Singhal, and A. K. Ghosh, "Trajectory Correction Flight Control System using Pulsejet on an Artillery Rocket," *Def. Sci. J.*, vol. 58, no. 1, pp. 15-33, 2008.
- [3] Q.-B. Zhou, X.-T. Rui, G.-P. Wang, and J.-S. Zhang, "An Efficient and Modular Modeling for Launch Dynamics of Tubed Rockets on a Moving Launcher," *Def. Technol.*, vol. 17, No. 6, pp. 2011 - 2026, 2021.
- [4] L. An, L. Wang, N. Liu, J. Fu, and Y. Zhong, "A Novel Method for Estimating Pitch and Yaw of Rotating Projectiles Based on Dynamic Constraints," *Sensors*, vol. 19, no. 23, p. 5096, 2019.
- [5] N. Nattapob, "Neural Network and Artificial Intelligent," M.S. thesis, Fac. Eng., Bangkok Univ., Bangkok, Thailand, 2007. (in Thai)

- [6] I. Gandarilla, J. Montoya-Cháirez, V. Santibáñez, C. Aguilar-Avelar, and J. Moreno-Valenzuela, "Trajectory Tracking Control of a Self-balancing Robot via Adaptive Neural Networks," *Eng. Sci. Technol., Int. J.*, vol. 35, p. 101259, 2022.
- [7] I. Lopez-Sanchez, J. Moyrón, and J. Moreno-Valenzuela, "Adaptive Neural Network-based Trajectory Tracking Outer Loop Control for a Quadrotor," *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 129, p. 107847, 2022.
- [8] S. Shen and J. Xu, "Adaptive Neural Network-based Active Disturbance Rejection Flight Control of an Unmanned Helicopter," *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 119, p. 107062, 2021.
- [9] S. Choi and Y. J. Kim, "Artificial Neural Network Models for Airport Capacity Prediction," *J. Air Transp. Manag.*, vol. 97, p. 102146, 2021.
- [10] K. Balla, R. Sevilla, O. Hassan, and K. Morgan, "An Application of Neural Networks to the Prediction of Aerodynamic Coefficients of Aerofoils and Wings," *Appl. Math. Model.*, vol. 96, no. 10, pp. 456 - 479, 2021.
- [11] E. Nawapak, "Documents for Artificial Neural Networks Subject," M.S. thesis, Fac. Eng., Khonkhan Univ., Khonkhan, Thailand, 2003. (in Thai)
- [12] A. Puitrakul. "An Introduction (?) to Deep Learning." ARNONDORA.in.th. <https://arnondora.in.th/an-introduction-to-deep-learning/> (accessed July. 4, 2022) (in Thai)
- [13] H. T. Nguyen, N. R. , C. L. Walker, and E. A. Walker, *A First Course in Fuzzy and Neural Control*. Boca Raton, FL, USA: Chapman&Hal/CRC, 2002.