**บทที่ 5**

**ผลการวิเคราะห์การทดลอง**

เป้าหมายหลักของบทนี้คือการวิเคราะห์ผลการทดลองจากการนำชุดข้อมูลฝึกสอนที่สร้างจากกฎของไฟร์วอลล์ที่ออกแบบให้ตรงตามจุดประสงค์ของสมมติฐาน เพื่อหาชุดข้อมูลฝึกสอนที่สามารถทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพในด้านความแม่นยำในการทำนายและเวลาที่ใช้ได้ดีที่สุด จึงจำเป็นต้องมีการวิเคราะห์ในเชิงเปรียบเทียบ ปรับรูปแบบกราฟเพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ

**5.1. การวิเคราะห์กลไกการทำงานโดยรวมของโมเดล**

5.1.1 วิเคราะห์ความสัมพันธ์ เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโมเดลและจำนวนข้อมูลฝึกสอน

จากผลการทดลองในบทก่อนหน้าพบว่า ทั้ง 2 ผลการทดลอง เมื่อมีจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนในระบบมากขึ้น โมเดลจะใช้เวลาในการเรียนรู้ชุดข้อมูลฝึกสอนในอัตราคงที่ สังเกตได้จากกราฟที่ออกมามีลักษณะใกล้เคียงกับกราฟเส้นตรงมาก

**รูปที่ 5.1** กราฟผลลัพธ์ เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโมเดล : จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้

5.1.2. วิเคราะห์ความสัมพันธ์ เวลาที่ใช้ในการประมวลผลและจำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน

จากผลการทดลองในบทก่อนหน้าพบว่า ทั้ง 2 ผลการทดลอง จะเห็นได้ว่าจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนแทบไม่ส่งผลกับเวลาที่ใช้ในการประมวลผล นั่นหมายความว่าถ้าหากเราใช้ชุดกฎไฟร์วอลล์ที่มีเงื่อนไขมากขึ้นก็ยังใช้เวลาในการประมวลผลเท่าเดิม จากภาพ 5.2 จะเห็นได้ว่าทั้ง 2 รูป ถึงจะใช้เวลามากขึ้นหรือน้อยลงบ้าง แต่ค่าความแตกต่างจะอยู่ในเสี้ยววินาทีเท่านั้น

Chart, line chart

Description automatically generatedChart, line chart

Description automatically generated

**รูปภาพที่ 5.2** เปรียบเทียบกราฟผลลัพธ์เวลาที่ใช้ในการประมวลของ N Sample และ Ratio

5.1.3. วิเคราะห์ความสัมพันธ์ ความแม่นยำการทำนายต่อจำนวนของข้อมูลฝึกสอน

Chart, line chart

Description automatically generatedChart, line chart

Description automatically generated

**รูปภาพที่ 5.3** เปรียบเทียบกราฟผลลัพธ์ความแม่นยำของการแบ่งชุดข้อมูลฝึกสอนแต่ละแบบ

จะเห็นได้ว่า ถ้าหากเป็น N Sample ค่าความแม่นยำที่ได้จะค่อยๆเพิ่มขึ้น และขึ้นเกือบจุดสูงสุดที่จุดหนึ่ง ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการทดลองจุดนั้นคือ 600 ชุดข้อมูลฝึกสอนต่อหนึ่งกฎไฟร์วอลล์ แต่เมื่อให้จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่มากกว่านั้น ความแม่นยำในทุกชุดกฎไฟร์วอลล์จะเริ่มตกลงเล็กน้อย โดยเฉพาะชุดกฎไฟร์วอลล์ที่มีเงื่อนไขที่มากกว่า ยกเว้นชุด 2 กฎไฟร์วอลล์ที่มี Default Rule ด้วย

จึงสรุปได้ว่า ความซับซ้อนและเงื่อนไขของชุดข้อมูลฝึกสอนส่งผลต่อ การเรียนรู้ของโมเดล หมายความว่า ถ้าหากเงื่อนไขกฎไฟร์วอลล์ที่ใช้นั้นมีจำนวนเงื่อนไขและกฎการประเมินที่มากขึ้น จำเป็นต้องหาจำนวนของข้อมูลที่จะใช้ฝึกสอนที่เหมาะสมที่ทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากที่สุด

**5.2.** **การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล**

5.2.1. อัตราการเรียนรู้ของโมเดล

ตัวแปรสำคัญในการวัดผลในเชิงประสิทธิภาพ ได้แก่ ความแม่นยำในการทำนายผล เวลาที่ใช้ในการฝึกโมเดล และ จำนวนชุดข้อมูลทดสอบ ซึ่งทั้ง 3 ค่านี้ให้ความหมายในเชิงประสิทธิภาพได้ดังนี้

* โมเดลที่มีความแม่นยำสูงกว่า เป็นโมเดลที่มีประสิทธิภาพมากกว่า
* โมเดลที่ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าย่อมดีกว่าโมเดลที่ใช้เวลาในการเรียนรู้มากกว่า ถ้าหากโมเดลทั้งสองให้ผลลัพธ์ความถูกต้องในการทำนายผลเท่ากัน
* โมเดลที่ใช้จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนน้อยกว่าจะดีกว่าโมเดลที่ใช้จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนมากกว่า ถ้าหากโมเดลทั้งสองให้ผลลัพธ์ความถูกต้องในการทำนายผลเท่ากัน ซึ่งจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนจะมีผลโดยตรงกับเวลาที่ใช้ นั่นหมายความว่า เราจะต้องใช้เวลาในการสร้างชุดข้อมูลและฝึกฝนนานขึ้น

ซึ่ง 3 ตัวแปรนี้ ทำให้ได้กราฟอีกตัวหนึ่งคือกราฟ ความแม่นยำ / เวลาฝึกโมเดล : จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน

Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปที่ 5.4** กราฟความแม่นยำ / เวลาฝึกโมเดล : จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนของ N Sample

Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปที่ 5.5** กราฟความแม่นยำ / เวลาฝึกโมเดล : จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนของอัตราส่วน Ratio

Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปที่ 5.6** กราฟความแม่นยำ / เวลาฝึกโมเดล : จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนของ N Sample (2)

จะเห็นได้ว่ากราฟทั้งสองรูปแบบ ทั้ง N Sample และอัตราส่วน Ratio มีอัตราการเรียนรู้ที่มีลักษณะคล้ายกันคือ โมเดลที่มีการเรียนรู้จากชุดข้อมูลฝึกสอนน้อยยังสามารถคำนวณหาผลลัพธ์ได้ถูกต้องบ้างอยู่ แต่การที่จะเพิ่มความแม่นยำได้นั้นจะต้องเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนไปอีกเกือบเท่าตัวหรือหลายเท่า นั่นหมายความว่าอัตราการเรียนรู้จะเริ่มน้อยลงไปเรื่อยๆแปรผกผันกับจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ป้อนเข้าไป

และเมื่อเปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้ของทั้ง 2 รูปแบบระหว่าง N Sample และ Ratio โดยมีข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ทั้งหมดเป็นตัวตั้ง จะเห็นว่าแบบที่ไม่ได้มีการนำ Default มาคิด การแบ่งชุดฝึกสอนแบบ Ratio จะให้ผลดีกว่าเล็กน้อย แต่เมื่อมีการนำ Default Rule มาคิดด้วย แบบ N Sample ให้ผลที่ดีกว่าอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งถ้ามองตามหลักความเป็นจริงการนำ Default Rule มาคิด เป็นสิ่งที่จำเป็นมาก เพราะกฎไฟร์วอลล์ที่ใช้จริงจะมีจำนวนความเป็นไปได้ที่มากกว่านี้มาก และการแบ่งแบบ Ratio ให้ผลลัพธ์ที่แย่กว่า จึงสรุปได้ว่าอัตราการเรียนรู้การแบ่งแบบ N Sample ให้ประสิทธิภาพดีกว่าการแบ่งแบบอัตราส่วน Ratio

Chart, line chart

Description automatically generated Chart, line chart

Description automatically generated

Chart, line chart

Description automatically generatedChart, line chart

Description automatically generated

Chart, line chart

Description automatically generated Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปภาพที่ 5.7** การเปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้ของแบบ N Sample และแบบ Ratio

5.2.3. การเลือกหาจุดจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่เหมาะสมที่สุดในการพัฒนาโมเดล

ในการเลือกจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนมาใช้พัฒนาโมเดล ผลลัพธ์สุดท้ายที่สามารถตอบโจทย์ประสิทธิภาพทั้ง 3 ค่าได้ โดยประกอบไปด้วย จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน และความแม่นยำในการทำนายผล จะต้องให้ผลลัพธ์ได้ดีที่สุด ซึ่งในหัวข้อการวิเคราะห์นี้เราได้ใช้ผลลัพธ์การทดลองและหลักการมาอ้างอิง ดังนี้

5.2.3.1. การอ้างอิงความสัมพันธ์ของเวลาฝึกสอนและจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน

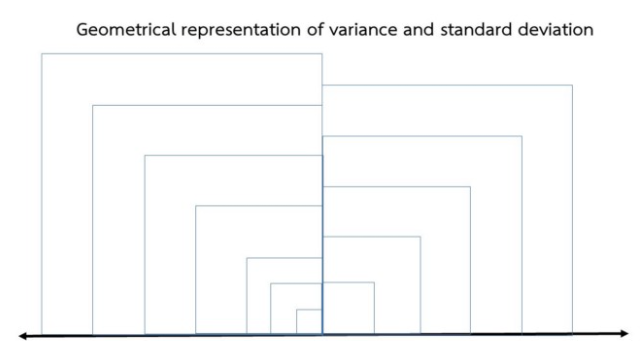
จากการนำกราฟที่ 5.1 มาวิเคราะห์ พบว่าจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนโมเดลและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโมเดลมีความสัมพันธ์แปรผันตรงด้วยอัตราการเพิ่มค่าที่คงที่ หมายความว่าเราสามารถหาเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโมเดลได้ถ้าหากเราทราบจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ หมายความว่าการเลือกจุดจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ให้ค่าความถูกต้องได้เยอะที่สุด เหมาะสมที่จะเป็นจำนวนที่ควรหยิบมาใช้มากที่สุดนั่นเอง ซึ่งเป็นไปตามสูตร

* n เป็นจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ต้องการ
* t เป็นเวลาที่โมเดลใช้ในการเรียนรู้ต่อ 1 ข้อมูล
* T เป็นเวลาทั้งหมดที่โมเดลใช้ในการเรียนรู้จนเสร็จ

5.2.3.2.การนำ Exponential มาใช้ในการเพิ่มมิติการเปรียบเทียบ

ในบทวิเคราะห์นี้จะกล่าวถึงจุดเหมาะสมที่สุดในการเลือกจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนมาใช้กับโมเดล จากประเด็นก่อนหน้าจะเห็นได้ว่าเวลาในการเรียนรู้มีความสัมพันธ์แบบแปรผันตรงกับจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนแบบคงที่ จึงสามารถนำชุดข้อมูลฝึกสอนที่เรากำหนดได้มาเป็นเกณฑ์ในการวัดเรื่องเวลาได้เลย อีกประเด็นหนึ่งคืออัตราการเรียนรู้ของโมเดล จากการทดลองก่อนหน้าทำให้พอสรุปได้บ้างว่า โมเดลที่มีการเรียนรู้แบบ Supervised มีช่วงการเรียนรู้แบบอัตราเร่งและอัตราถดถอย คือ โมเดลสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ดีในช่วงแรก แต่เมื่อจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนมากขึ้นเรื่อยๆ โมเดลจะมีการเรียนรู้ที่ต่ำลงจนอาจส่งผลเสียให้โมเดลมีความไม่เสถียรในการตัดสินใจทำนายผล ทำให้ความแม่นยำโดยรวมต่ำลง ดังนั้นเพื่อหาจุดที่เหมาะสมที่สุด จึงควรเลือกช่วงที่โมเดลมีอัตราการเรียนรู้มากที่สุด ก่อนที่โมเดลจะเริ่มเรียนรู้ได้ช้าลงจนเกิดข้อผิดพลาด แต่ก็ขึ้นอยู่กับว่าเราได้มีการกำหนดความแม่นยำหรือเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ขั้นต่ำหรือไม่และอย่างไร แต่ในการวิเคราะห์นี้เราได้เลือกจุดที่โมเดลมีความแม่นยำสูงที่สุดจากที่ทดสอบทั้งหมด ก่อนที่โมเดลจะมีอัตราการเรียนรู้ที่ตกต่ำลงจนส่งผลให้โมเดลมีการทำนายที่ผิดพลาด

เราได้นำหลักการทำงานของฟังก์ชั่นยกกำลังมาใช้ในการช่วยเปรียบเทียบ เนื่องจาก Exponential สามารถช่วยในเรื่องของการหาแนวโน้มของอัตราการเติบโตได้และเป็นการช่วยเพิ่มมิติในการเปรียบเทียบในกราฟได้ โดยเราได้เลือกใช้เลขยกกำลังสอง ซึ่งเป็นอัตราเร่งจำนวนเต็มที่ต่ำสุดในเลขชี้กำลัง โดยมายกกำลังกับตัวแปรที่เราจะพิจารณาคือความแม่นยำในการทำนายผล การยกกำลังค่าความแม่นยำจะได้ค่าใช้เปรียบเทียบใหม่ที่มีมิติและมีการกระจายข้อมูลที่มากกว่ากราฟความแม่นยำต่อจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนในรูปเก่าที่มองวิเคราะห์ได้ยากกว่า

  
**รูปที่ 5.7** เมทริกซ์ Geometrical ของการกระจายข้อมูลก่อนและหลังยกกำลัง

**กราฟแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณใหม่แบบ N Sample**

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.8** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (N Sample, R1, Without Default)

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.9** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (N Sample, R1, With Default)

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.10** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (N Sample, R2, Without Default)

Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปที่ 5.11** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (N Sample, R2, With Default)

Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปที่ 5.12** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (N Sample, R3, Without Default)

Chart, line chart

Description automatically generated

**รูปที่ 5.13** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (N Sample, R3, With Default)

**กราฟแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณใหม่แบบอัตราส่วน Ratio**

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.14** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (Ratio, R1, Without Default)

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.15** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (Ratio, R1, With Default)

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.16** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (Ratio, R2, Without Default)

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.17** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (Ratio, R2, With Default)

Chart, line chart

Description automatically generated**รูปที่ 5.18** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (Ratio, R3, Without Default)

Table

Description automatically generated**รูปที่ 5.19** กราฟแม่นยำยกกำลังสอง: จำนวนข้อมูลฝึกสอนที่ใช้ (Ratio, R3, With Default)

จากกราฟที่ได้ทำการปรับค่าตัวแปรใหม่ จะเห็นได้ว่าทั้งกราฟการแบ่งจำนวนชุดฝึกสอนแบบ N Sample และแบบอัตราส่วน Ratio เมื่อมีกฎเดียวจะสามารถหาค่าจุดสูงสุดที่คุ้มค่าทั้งความแม่นยำและเวลาที่ใช้ได้ในกราฟที่มีเงื่อนไขกฎไฟร์วอลล์ 2 กฎ แต่ถ้าหากคิดในเรื่องจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้แล้ว วิธีแบบ N Sample ที่จำนวน 600 ได้ค่ายกกำลังที่ 0.7 ซึ่งเท่ากับการแบ่งแบบอัตราส่วนที่ 0.11 แต่มีการใช้ Packet จำนวนมากถึง 9,010 ชุด นั่นหมายความว่าวิธีแบบ N Sample ใช้เวลาได้ดีกว่าแบบอัตราส่วน Ratio ดีกว่าถึง 15 เท่า ในขณะที่มีการใช้กฎไฟร์วอลล์เหมือนกัน

เมื่อมาถึงเงื่อนไขกฎไฟร์วอลล์ที่มี 4 กฎพบว่าแบบ N Sample ยังสามารถหาจุดเหมาะสมได้อยู่แต่ความแม่นยำของ Ratio ที่ Without Default ให้ผลได้ดีกว่าในช่วงอัตราส่วน 0.01 ซึ่งมีจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมดเพียง 800 และให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า แต่เมื่อนำ Default Rule มาใช้คิดคำนวณด้วยปรากฎว่าแบบ N Sample ให้ค่าความแม่นยำได้ถึง 0.8 ในขณะที่การแบ่งอัตราส่วน Ratio มีอัตราความแม่นยำที่ตกลงเรื่อยๆและมีความแม่นยำน้อยกว่าแบบ N Sample มาก

ต่อมาคือเงื่อนไขที่มี 6 กฎไฟร์วอลล์ จาการทดลองพบว่าแบบอัตราส่วน Ratio ให้ผลความแม่นยำที่ต่ำกว่าแบบ N Sample ในทุกจุด ซึ่งหากดูจากการทดลองที่ผ่านมาแล้ว เมื่อมีเงื่อนไขมากขึ้น แบบอัตราส่วน Ratio แทบจะด้อยกว่าแบบ N Sample ในทุกด้าน ไม่ว่าจะเป็นทั้งเรื่องความแม่นยำและเวลาที่ใช้ จึงสรุปได้ว่าเราไม่ควรนำวิธีการแบ่งจำนวนชุดฝึกสอนแบบอัตราส่วน Ratio ที่เท่ากันมาใช้ในการหาจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนที่จะเอาไปนำเข้าโมเดล