บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

การดำเนินการวิจัยการสร้างชุดข้อมูลในการฝึกสอนไฟร์วอลล์ปัญญาประดิษฐ์ด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมจากกฎของไฟร์วอลล์ มีเป้าหมายเพื่อพัฒนาชุดข้อมูลฝึกสอนที่สร้างจากกฎของไฟร์วอลล์ เพื่อให้ชุดข้อมูลฝึกสอนสามารถสอนโมเดลได้ถูกต้องและแม่นยำอย่างมีประสิทธิภาพ

3.1. การศึกษาค้นคว้าเทคโนโลยีและเครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาโมเดล

ในการดำเนินการวิจัย เราเลือกใช้ Python เป็นภาษาหลักในการพัฒนาโปรแกรมสร้างชุดข้อมูลฝึกสอนและโมเดล DNN ดังนั้นเพื่อให้การทำงานและการใช้งานเป็นไปตามที่งานวิจัยต้องการ จึงจำเป็นต้องศึกษาความเข้ากันได้ของเครื่องมือและไลบรารีที่เกี่ยวข้องในการพัฒนา

- Anaconda3 โปรแกรมจัดการแพ็คเกจและสร้าง Environment ที่จำเป็นในการเขียนซอฟต์แวร์ภาษา Python เหมาะแก่งาน Data Visualization, Machine Learning, Neural Network และยังสามารถใช้งานร่วมกันกับ IDE ได้หลากหลาย

  Version: Anaconda 3.8 64-Bit
- Spyder โปรแกรมพัฒนาซอฟต์แวร์ด้วยภาษา Python สามารถตรวจสอบตัวแปรได้ง่าย

  Version: Spyder 4.1.4
- TensorFlow ไลบราลีพื้นฐานในการพัฒนา Neural Network Model

  Version: TensorFlow 2.3.0 สามารถใช้ได้กับ Python 64-Bit เท่านั้น
- Sklearn เป็นเครื่องมือสำคัญในการทำ Model Selection และ Data Preprocessing ทำงานโดยพื้นฐานของ Numpy

  Version: Scikit-learn 0.23.2
- Keras เป็น Deep Learning Framework ที่สำคัญ อีกทั้งสามารถประมวลผลได้ทั้ง CPU และ GPU

  Version: Keras 2.4.3
- Pandas เป็นไลบรารีช่วยในการจัดกลุ่ม แยกประเภทข้อมูลกลุ่มโครงสร้าง เช่น ไฟล์นามสกุล CSV

  Version: Pandas 1.1.2

- Pip เครื่องมือที่ช่วยในการติดตั้งแพ็คเกจในภาษา Python

  Version: pip 20.2.3
- Tkinter ไลบรารีพัฒนาการสร้าง GUI ด้วยภาษา Python

  Version: Tk 8.6.10
- NVIDIA CUDA เครื่องมือช่วยให้คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลผ่าน GPU ได้

  Version: CUDA 11.1.0
- NVIDIA cuDNN เครื่องมือช่วยในการประมวลผล DNN ผ่าน GPU

  Version: cuDNN 8.0

3.2. การกำหนดเครื่องมือและสภาพแวดล้อมที่ใช้ในการทดลองวิจัย

3.2.1 ประสิทธิภาพของเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในงานวิจัย

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองมีเวลามาเกี่ยวข้องด้วย ดังนั้นประสิทธิภาพในการทดลองแต่ละครั้งจะจำเป็นต้องใช้เครื่องคอมพิวเตอร์เดียวกันในการประมวลผล

- Computer Specification (Hardware)

  OS: Windows 10 Enterprise x64 bit operating system

  CPU: Intel(R) Core(TM) i7-3770K CPU @ 3.50GHz

  RAM: DDR3(1600) 16GB (8GB x 2)

  Mainboard: Gigabyte H61M-DS2

  VGA: Gigabyte Geforce GTX1060 6GB

3.2.2 โปรแกรมที่ต้องพัฒนาขึ้นเองเพื่อใช้ในงานวิจัย

- Packet Generator

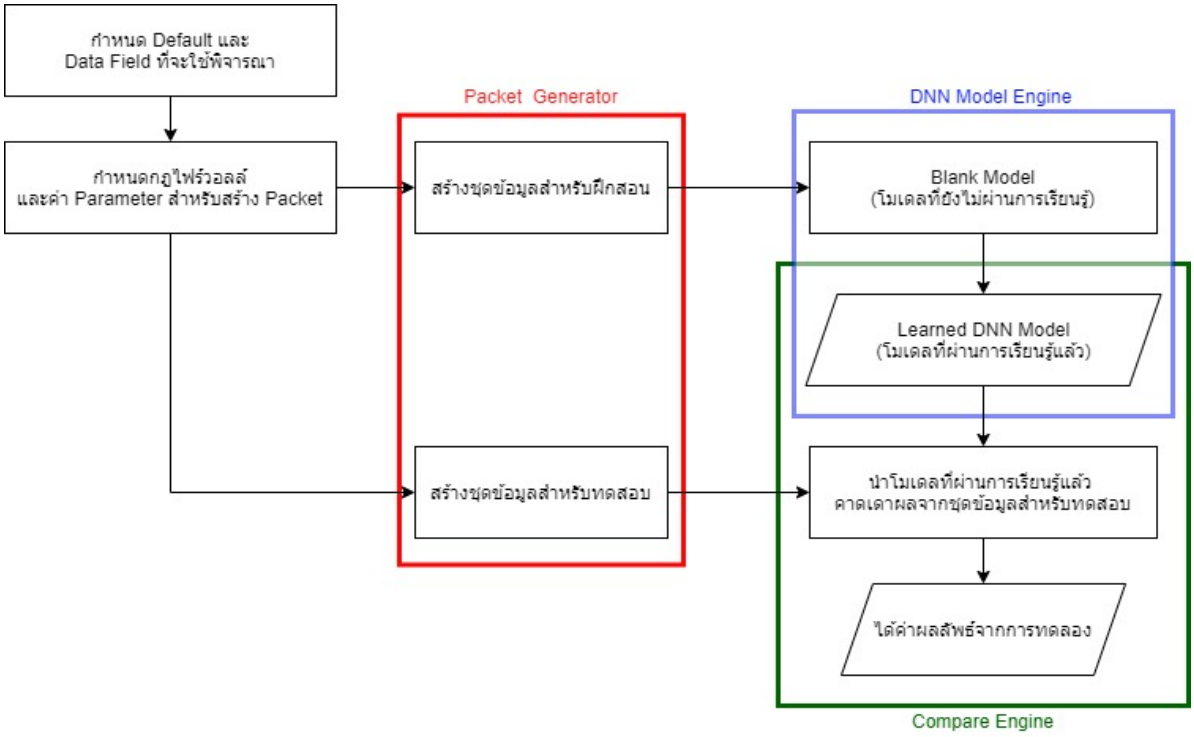
  โปรแกรมสำหรับสร้างชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด
- Deep Learning Model Engine

  โปรแกรมสำหรับฝึกสอนและสร้างโมเดล DNN จากข้อมูลที่กำหนดไว้
- Evaluate / Comparing Program

  โปรแกรมสำหรับสรุปผลประสิทธิภาพการทำงานและความแม่นยำของโมเดล

3.3. วัฏจักรการพัฒนางานวิจัยในการสร้างชุดข้อมูลฝึกสอน

ในการวิจัยจะมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาชุดข้อมูลฝึกสอนที่ทำให้โมเดลสามารถประมวลผลและคาดเดาผลลัพธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อให้การทดลองสามารถชี้ประเด็นปัจจัยต่างๆที่ส่งผลให้ความแม่นยำเปลี่ยนแปลงได้ จึงต้องมีการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่มาจากการสร้างชุดข้อมูลฝึกสอนด้วยค่า Parameter ที่แตกต่างกัน ทดลองหลายครั้งในหลายแง่มุมเพื่อให้สามารถวิเคราะห์และเปรียบเทียบผลลัพธ์หาข้อสรุปได้ ซึ่งการทดลองในแต่ละสมมติฐานจะมีการดำเนินงานที่คล้ายคลึงกัน ดังนี้

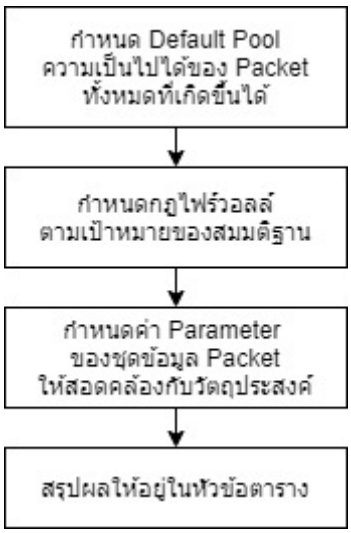


รูปที่ 3.1 Block diagram วัฏจักรการพัฒนาสร้างชุดข้อมูลฝึกสอน

จากรูปภาพ Block Diagram ข้างต้น สามารถแบ่งกระบวนการทำงานออกเป็นขั้นตอนได้ 6 ขั้นตอน ดังนี้

- การกำหนดขอบเขตของข้อมูล Data Field ที่จะพิจารณา และการกำหนดกฎของไฟร์วอลล์
- การสร้างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโมเดล
- การนำโมเดลไปผ่านการเรียนรู้ด้วยชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน
- การสร้างชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบโมเดล
- การนำโมเดลไปประมวลผล ทำนายผลลัพธ์จากชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ
- บันทึกผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล

3.3.1. ขั้นตอนที่ 1 การกำหนดขอบเขตของ Data Field ที่จะพิจารณา และการกำหนดกฎไฟร์วอลล์



รูปที่ 3.2 Block Diagram การกำหนดขอบเขตของข้อมูลทั้งหมดที่จะศึกษา

เป็นขั้นตอนที่สำคัญสุดของงานวิจัย เป็นการชี้ประเด็นที่จะศึกษาและแนวทางของผลลัพธ์ที่จะเป็น โดยเริ่มจากการทำการทดลองอิงจากงานวิจัยเก่า ทดลองตั้งสมมติฐาน นำไปต่อยอดและสรุปเป็นประเด็นใหม่ที่สามารถพิสูจน์ได้

เงื่อนไขหลักของการวิจัยคือการสร้างชุดข้อมูลฝึกสอนจากกฎของไฟร์วอลล์ เพื่อให้ได้ระบบการทำงานคัดกรองข้อมูล Packet ที่ได้มาตรฐานและเรียนรู้ได้เองอย่างมีประสิทธิภาพ มีความแม่นยำสูง สิ่งที่ต้องทำในส่วนแรกคือการกำหนดขอบเขตความเป็นไปได้ที่ข้อมูลจะสามารถเกิดขึ้นในเครือข่าย และการกำหนดกฎของไฟร์วอลล์เพื่อให้สามารถสร้างชุดข้อมูล Packet ที่จะนำไปฝึกสอนให้กับโมเดล สร้างชุดข้อมูลทดสอบโมเดลที่สามารถเปรียบเทียบความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้จากโมเดลหลังผ่านการเรียนรู้แล้ว

3.3.1.1. การกำหนด Default Pool และ Data Field ที่จะใช้พิจารณา

การกำหนดขอบเขตของ Packet ที่สามารถเกิดขึ้นหรือการกำหนด Default เองเป็นอีกหนึ่งขั้นตอนที่สำคัญ เพื่อลดปัญหาในการใช้ Workload และลดเวลาที่ใช้ในการทดลองของคอมพิวเตอร์ที่มากเกินจำเป็นในการคำนวณหา Sample Space เพราะ Packet ที่เกิดขึ้นจริงมีจำนวนมหาศาล แม้มีข้อมูลภายใน Field เพียงชุดเดียวที่แตกต่างกัน ชุดข้อมูลนั้นจะถูกสรุปเหมือนเป็นชุดข้อมูลใหม่ แต่ถึงกระนั้นการลดจำนวน Default จะต้องไม่น้อยเกินไปและยังสามารถสร้างกฎไฟร์วอลล์ที่ใช้ในการทดลองได้

Data Field	ขนาดใน Packet Header (Bit)	ความเป็นไปได้ (N Possible)
Source Address	32	2^{32}
Source Mask	32	32
Destination Address	32	2^{32}
Destination Mask	32	32
Port	16	2^{16}
Protocol	8	2^{8}

ตารางที่ 3.1 ผลลัพธ์ความเป็นไปได้ที่เกิดขึ้นทั้งหมดจาก Data Field ที่กำหนด

Data Field ที่จะใช้พิจารณาแจกแจง Sample Space ของ Possible Packet

- Source Address (32 bits)
  ความเป็นไปได้ทั้งหมดจะขึ้นอยู่กับ Mask ของ Source Address
- Source Mask (32 bits)
- Destination Address (32 bits)
  ความเป็นไปได้ทั้งหมดจะขึ้นอยู่กับ Mask ของ Destination Address
- Destination Mask (32 bits)
- Port (16 bits)
  ความเป็นได้ขึ้นอยู่กับจำนวน port ใน pull ที่กำหนดไว้
- Protocol (8 bits)
  ประกอบไปด้วย TCP และ UDP

เมื่อนำมาลองวิเคราะห์หา Packet Possible แม้จะมี Data Field เพียงแค่ 6 Field ก็ยังมีจำนวนมากเกินไปที่จะสามารถคำนวณได้ หมายความว่า Sample Space ของชุดข้อมูลจะเท่ากับ

$$2^{32} \times 32 \times 2^{32} \times 32 \times 2^{16} \times 2^{8} = 5.7089907708 \times 10^{45}$$

ตัวแปรที่สำคัญคือจำนวน Source Address, Destination Address และจำนวน Port ที่มีมากเกินไป ซึ่งเมื่อลองลดจำนวนลงแล้วค่าจะเปลี่ยนไปอย่างมาก

- IP อยู่ในวง Subnet Mask /16, มีปลายทางเดียว, จำกัด 4 Ports, จำกัด 2 Protocols

$$2^{16} \times 16 \times 1 \times 1 \times 4 \times 2 = 8,388,608$$

จะเห็นได้ว่าจำนวนของ Possible Packet ของ Default เริ่มสามารถคำนวณได้ เห็นภาพรวมของข้อมูลได้ง่ายขึ้นเนื่องจากลดค่าความคลาดเคลื่อนของชุดข้อมูล Packet ลง

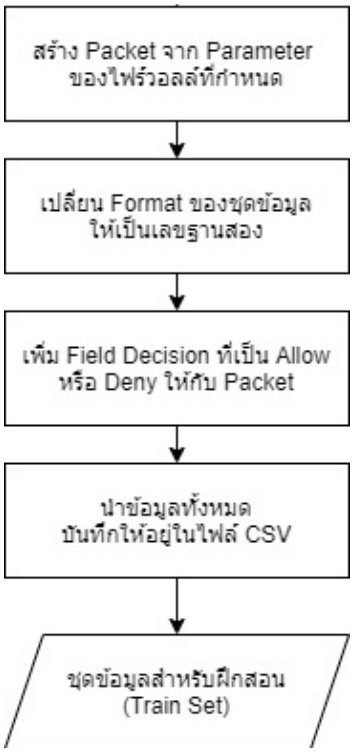
3.3.1.2. การกำหนดกฎไฟร์วอลล์สำหรับใช้สร้างชุดข้อมูล

ขั้นตอนต่อมาคือการสร้างกฎของไฟร์วอลล์ ในขั้นตอนนี้จะเป็นการกำหนดกระบวนการทำ Packet Filtering ที่จะเป็นการตัดสินว่า ข้อมูล Packet ชุดดังกล่าวจะสามารถถูกตัดสินให้ผ่านหรือไม่ ซึ่ง Packet ทุกชุดจะถูกตรวจสอบในทุกกฎของไฟร์วอลล์โดยมี 2 คำสั่งหลัก ได้แก่ “Allow” ปล่อยผ่านให้ข้อมูลชุดนั้นเข้าสู่ระบบหรือ “Deny” ไม่ปล่อยให้ข้อมูลชุดนั้นผ่านเข้าสู่ระบบ ค่าในตารางจะเป็น Parameter ที่จำเป็นในการสร้างชุดข้อมูลใน Packet Generator ในขั้นตอนต่อไป

Action	Source Address/Mask	Destination Address/Mask	Port	Protocol
Allow	192.168.0.0/16	201.223.16.1/24	21	TCP
Deny	192.168.0.0/16	201.223.16.1/24	80	TCP
Deny	192.168.0.0/16	201.223.16.1/24	21	UDP
Deny	192.168.0.0/16	201.223.16.1/24	80	UDP

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างการสร้างเงื่อนไขภายในชุดกฎของไฟร์วอลล์

3.3.2. ขั้นตอนที่ 2 การสร้างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโมเดล



รูปที่ 3.3 Block Diagram การสร้างชุดข้อมูลฝึกสอนสำหรับโมเดล

ชุดข้อมูลฝึกสอนชุดหนึ่งจะประกอบไปด้วยตัวอย่างข้อมูล Packet ที่ตรงตามเงื่อนไขในแต่ละกฎไฟร์วอลล์ มีวิธีการแบ่งจำนวนตามสมมติฐานที่วางเอาไว้ และจะเพิ่มจำนวนขึ้นไปเรื่อยๆตามการทดลอง

เพื่อให้ชุดข้อมูลฝึกสอนอยู่ในรูปแบบที่โมเดลสามารถใช้งานได้และอยู่ในขอบเขตของงานวิจัย จึงตัดสินใจสร้างชุดข้อมูลฝึกสอนโดยใช้โปรแกรม Packet Generator ที่สร้างขึ้นเอง ชุดข้อมูลฝึกสอนที่ถูกสร้างขึ้นจะถูกจัดระเบียบอยู่ใน Cell ของไฟล์นามสกุล CSV ทำให้ง่ายแก่การดึงข้อมูลกลับมาใช้ต่อในขั้นตอนถัดไป

แต่ก่อนที่จะสร้างชุดข้อมูล Packet นั้นจะต้องทราบความต้องการและจุดประสงค์ของโมเดล ว่าโมเดลดังกล่าวต้องการชุดข้อมูลที่มีความสัมพันธ์และมีจำนวน Input และ Output อย่างไร การสร้างชุดข้อมูล Packet จะเป็นการสุ่มเลือกจากความเป็นไปได้ทั้งหมดของชุดข้อมูล Packet ทั้งหมด และหลังจากนั้นจะเป็นการเพิ่ม Decision Field เข้าไปในชุดข้อมูล Packet แต่ละชุด เพื่อให้โมเดลนำไปเข้ากระบวนการเรียนรู้ และเปรียบเทียบผลลัพธ์ในขั้นตอนหลังการทดสอบ (Evaluate) ตัดสินจากความแม่นยำในการทำนาย Decision Field ซึ่งจะถูกสร้างอ้างอิงกับกฎของไฟร์วอลล์ในขั้นตอนแรก

กลไกในการออกแบบชุดข้อมูลฝึกสอน

ชุดข้อมูลเราได้ทำการจำลองมาจาก Packet Header และเพื่อแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะแก่การนำมาประมวลผลได้ จึงมีการเปลี่ยนแปลงรูปแบบและแทนค่าข้อมูลดังกล่าว ดังนี้

- การแทนค่าเป็นเลขฐานสองใน Decision Field
  - Allow แทนค่า เป็น 1
  - Deny แทนค่า เป็น 0
- ข้อมูลอื่นใน Packet Header จะถูกแปลงเป็นเลขฐานสองตามขนาดของ Label นั้นๆ

ชุดข้อมูล Packet ที่สร้างขึ้นเป็นการประยุกต์ใช้วิธีเรียนรู้แบบ Supervised Learning หรือการจับกลุ่มเรียนรู้จากข้อมูลที่มีโครงสร้าง ดังนั้นเพื่อให้ชุดข้อมูลฝึกสอนสามารถใช้งานได้เต็มประสิทธิภาพ ชุดข้อมูลฝึกสอนจะต้องออกแบบให้มีความครอบคลุม ไม่เกิดปัญหา Underfitting หรือ Overfitting

- **Underfitting** คือ การที่โมเดลของเราไม่สามารถทำงานได้ จากการที่ไม่สามารถจัดแนวโน้มของข้อมูลได้ อันเนื่องมากจากโมเดลเราไม่เหมาะสมหรือข้อมูลมีจำนวนน้อยไป กรณีนี้โมเดลมีค่าความเอนเอียงสูง (high bias) ยกตัวอย่างเช่น หากเรานำข้อมูลที่ Train มาลองแล้วได้ความแม่นยำต่ำ เมื่อนำชุดข้อมูลทดสอบมาลองก็จะได้ความแม่นยำต่ำเช่นกัน

- **Overfitting** คือ การที่โมเดลตอบสนองต่อการรบกวน (noise) จำนวนมาก จนเริ่มเรียนจากการรบกวนและรายละเอียดของข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง แล้วโมเดลของเราจะไม่เหมาะสมสำหรับการสามารถทำนายข้อมูล เช่น ทำนายข้อมูลที่ไม่เคยมีอย่างผิดพลาดกว่าที่คาดจะเป็นมาก (ล้มเหลวที่จะทำนายข้อมูลได้ถูกต้อง) เพราะมีรายละเอียดและการรบกวนมากเกินไป กรณีนี้โมเดลมีค่าค่าความแปรปรวนของข้อมูลสูง (high variance) ยกตัวอย่างเช่น โมเดลที่พัฒนาขึ้นมีความแม่นยำจากชุดข้อมูลทดสอบมากถึง 99% แต่เมื่อนำชุดข้อมูลทดสอบซึ่งไม่เคยปรากฏเลยในชุดข้อมูลฝึกสอนมาทดสอบ ทำให้ความแม่นยำเหลืออยู่เพียง 40% ปัญหานี้คือ Overfitting

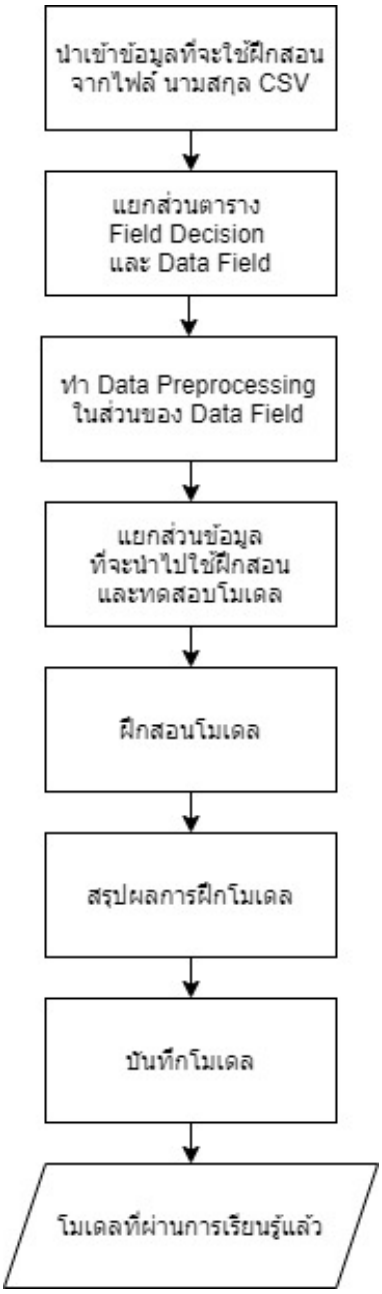
46	deny	192.168.116.116	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	17
47	deny	192.168.180.108	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	17
48	allow	192.168.90.28	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
49	allow	192.168.138.145	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
50	deny	192.168.16.146	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	6
51	deny	192.168.30.41	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	6
52	deny	192.168.215.79	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	17
53	allow	192.168.242.239	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
54	deny	192.168.230.104	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	6
55	allow	192.168.121.255	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
56	deny	192.168.224.185	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	6
57	allow	192.168.174.122	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
58	allow	192.168.204.76	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
59	deny	192.168.181.143	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	17
60	deny	192.168.9.78	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	17
61	allow	192.168.75.191	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	22	6
62	deny	192.168.140.0	255.255.0.0	161.246.34.11	255.255.255.0	80	17

รูปที่ 3.4 ตัวอย่างชุดข้อมูล Data set ที่ถูกสร้างขึ้นเมื่อแสดงผลออกมาเป็น Plain text


```
"Act","src_a1","src_a2","src_a3","src_a4","src_m1","src_m2","src_m3","src_m4","dst_a1","dst_a2","dst_a3","dst_a4","dst_m1","dst_m2","dst_m3","dst_m4",
"1","11000000","10101000","00100011","11110000","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","00111111","01011010","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","00001110","11101100","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","01100111","00011001","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","01011001","11110111","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","11110000","00010001","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","10100001","10101011","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","11110110","11101111","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","10100110","10101110","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","00011110","10001011","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","00011111","11100001","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","00101001","01110011","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","01011001","00010000","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","10110101","11001111","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","00010000","10010101","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","00110100","10010111","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","10010000","01111101","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","00100110","01110111","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","11101001","11010000","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","00010000","11101111","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"0","11000000","10101000","01100110","11101101","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","01000101","11001110","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
"1","11000000","10101000","01101000","00111110","11111111","11111111","00000000","00000000","10100001","11110110","00100010","00001011","11111111","11
```


รูปที่ 3.5 ตัวอย่างชุดข้อมูล Data set ที่ถูกสร้างขึ้นเมื่อแสดงผลออกมาเป็น Binary set

3.3.3. ขั้นตอนที่ 3 การนำโมเดลไปผ่านการเรียนรู้ด้วยชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน



รูปที่ 3.6 Block Diagram ขั้นตอนการนำโมเดลไปฝึกฝนด้วยชุดข้อมูลฝึกสอน

เป็นขั้นตอนการนำชุดข้อมูลฝึกสอนที่สร้างขึ้นไปประมวลผลผ่านโมเดลให้เกิดการเรียนรู้ โดยขั้นตอนการฝึกโมเดลจะต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์และปรับปรุงแก้ไขการประมวลผลหาคำตอบที่ขึ้นอยู่กับขอบเขตของงานหรือข้อมูลที่จะพิจารณา ซึ่งในส่วนนี้เราสามารถหาหลักการได้จากคำแนะนำของผู้พัฒนาโมเดล หรืองานวิจัยที่มีการใช้งานใกล้เคียงกัน โดยมีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาให้โมเดลสามารถเรียนรู้ผ่านชุดข้อมูลฝึกสอนได้อย่างมีประสิทธิภาพขึ้นได้

เราได้ตัดสินใจเลือกโมเดลที่มีการเรียนรู้แบบ Sequential Logistic Regression มีฟังก์ชั่นการประมวลผลแบบ Sigmoid สมการถดถอยที่มีการเรียนรู้ในเชิงคุณภาพหรือเชิงกลุ่ม โดยที่ตัวแปรที่ออกมามีอยู่ 2 ค่า คือมีค่าเป็น 0 กับ 1 ทำให้รูปแบบการเรียนรู้นี้เหมาะกับการแก้ปัญหาตามโจทย์ Binary Classification Problem ที่คำตอบจะถูกตัดสินใจแบบ Two-Class-Label แบ่งออกเป็น 2 ตัวเลือก ได้แก่ Allow หรือ Deny ตามที่เรากำหนดไว้ตั้งแต่แรกภายในการทดสอบ

ข้อมูลการตั้งค่าที่สำคัญภายในโมเดล

- รูปแบบการเรียนรู้: Sequential Logistic Regression
- ฟังก์ชั่นการประมวลผล: Sigmoid $f(x) = 1/(1 + \exp(-x))$
- เครื่องมือเสริมประสิทธิภาพในการประมวลผล: Adam Optimizer

กระบวนการทำงานในขั้นตอนนี้ จะเป็นการแยกส่วนข้อมูลที่จะใช้พิจารณาแยกกันในไฟล์นามสกุล CSV ที่สร้างจากขั้นตอนที่แล้ว โดยแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ สำหรับการสรุปผลการเรียนรู้ในอัตราส่วนที่ได้จาก Rule of Thumb คือ 8:2 และแบ่งชุดข้อมูลดังกล่าวออกอีก ได้แก่

- ชุดข้อมูลฝึกสอน ที่ประกอบไปด้วย Data Field ภายใน Packet ทั้งหมด
- ชุดข้อมูลฝึกสอน ที่ประกอบไปด้วย Decision ที่เป็นผลลัพธ์ตัดสินใจว่าจะปล่อยผ่าน
- ชุดข้อมูลทดสอบ ที่ประกอบไปด้วย Data Field ภายใน Packet ทั้งหมด
- ชุดข้อมูลทดสอบ ที่ประกอบไปด้วย Decision ที่เป็นผลลัพธ์ตัดสินใจว่าจะปล่อยผ่าน

นำข้อมูลข้างต้นมาทำ Data Preprocessing หรือการจัดข้อมูลชุดให้อยู่ในรูป Matrix เปลี่ยนค่าภายในในกลายเป็นค่าถ่วงน้ำหนัก เป็นค่าที่โมเดลจะนำไปเรียนรู้ต่อและหาค่าความสัมพันธ์ว่าชุดข้อมูลดังกล่าวจะถูกตัดสินว่าเป็น Allow หรือ Deny โดยชุดข้อมูลที่จะต้องนำไปทำ Data Preprocessing ได้แก่

- ชุดข้อมูลฝึกสอน ที่ประกอบไปด้วย Data Field ภายใน Packet ทั้งหมด
- ชุดข้อมูลทดสอบ ที่ประกอบไปด้วย Data Field ภายใน Packet ทั้งหมด

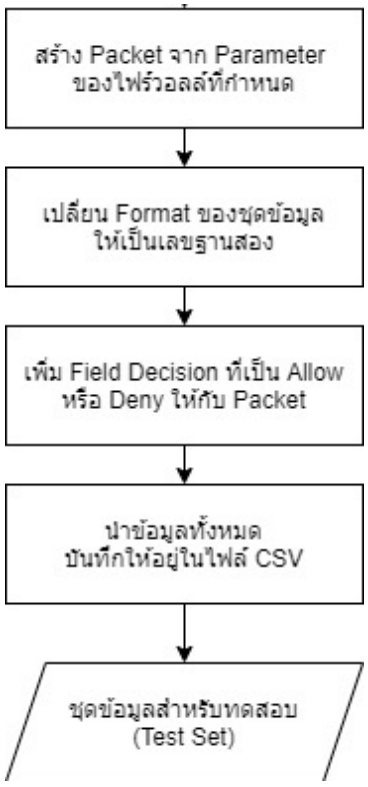
การออกแบบ MLP Architecture ในงานวิจัย

โครงสร้างของชุดข้อมูลฝึกสอนมีผลอย่างมากในการเลือกโมเดลที่จะนำมาใช้ เนื่องจากข้อมูล Packet ของเราทั้งหมดจะอยู่ในรูปแบบเลขฐานสอง ทำให้มีหน่วยตั้งเป็นค่า Bit ซึ่งเมื่อถ้าหากนำไปอ้างอิงกับบทประพันธ์ที่ผ่านมาข้างต้น จะได้จำนวน Neuron กับจำนวน Hidden Layer ที่ต้องการได้

- **Input**: Source Address + Mask + Destination Address + Mask + Port + Protocol = 32+32+32+32+16+8 = 152 Neurons
- **Output:** 2 Neurons (Allow, Deny)
- **Hidden Layer:** 3 Layers

กระบวนการเรียนรู้ในขั้นตอนนี้จะหยุดลงเมื่อข้อผิดพลาดในชุดการตรวจสอบความถูกต้องคงที่ {เมื่อค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อผิดพลาดก่อนหน้าและปัจจุบันหารด้วยข้อผิดพลาดปัจจุบันต่ำกว่าค่าคงที่เล็กน้อย ในกรณีของเราค่าคงที่นี้ถูกตั้งค่าเป็น 0.1%

3.3.4. ขั้นตอนที่ 4 การสร้างชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบโมเดล



รูปที่ 3.7 Block Diagram การสร้างชุดข้อมูลทดสอบโมเดล

หลักการออกแบบชุดข้อมูลทดสอบ

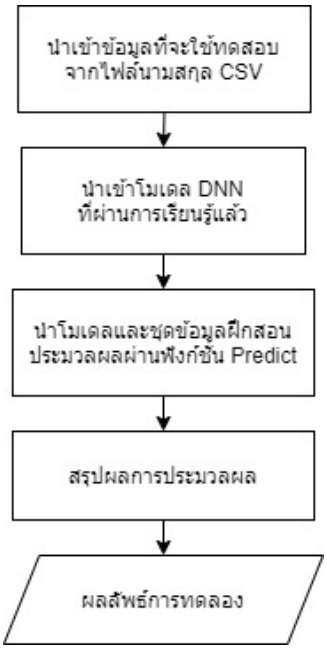
ในการสร้างชุดข้อมูลทดสอบที่สามารถวัดผลความแม่นยำของโมเดลจากการทดลองได้ในการออกแบบนั้นถือว่ามีความท้าทายในระดับหนึ่ง เพราะมีประเด็นสำคัญที่จำเป็นต้องพิจารณาดังต่อไปนี้

- จะทราบได้อย่างไรว่า โมเดลสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ดีในทุกกฎไฟร์วอลล์
- จะทราบได้อย่างไรว่า โมเดลติดปัญหา Underfitting หรือ Overfitting

เราได้ทำการสร้างชุดข้อมูลทดสอบ และแบ่งจำนวนชุดข้อมูลออกเป็นจำนวนที่เท่าๆกันในแต่ละเงื่อนไขกฎของไฟร์วอลล์ เพื่อให้สามารถทราบได้ว่าภาพรวมที่โมเดลทำนายผลมานั้นให้ความถูกต้องแม่นยำเป็นอย่างไร ซึ่งถ้าหากไฟร์วอลล์นั้นสามารถทำนายผลได้เพียงบางเงื่อนไขความแม่นยำที่ได้จากชุดข้อมูลทดสอบเดียวกันแต่โมเดลต่างกันจะต้องเห็นผลลัพธ์ที่สามารถสังเกตได้อย่างแน่นอน

ในความเป็นจริงแล้ว เพื่อให้มีการทดสอบและวิเคราะห์ได้ดียิ่งขึ้น อาจต้องสร้างชุดข้อมูลทดสอบหลายๆแบบที่มีความแตกต่างกัน เพื่อให้สามารถจับประเด็นสำคัญหรือปัญหาที่เกิดขึ้นจากโมเดลได้ เช่น การทดสอบว่าโมเดลมีปัญหา Overfitting หรือมีวิธีการตรวจสอบที่ดีหรือไม่

3.3.5. ขั้นตอนที่ 5 การนำโมเดลไปประมวลผล ทำนายผลลัพธ์จากชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ



รูปที่ 3.8 Block Diagram การนำโมเดลไปประมวลผลหรือ Evaluate

เป็นขั้นตอนทดสอบ (Evaluate) เพื่อทำนายความแม่นยำของโมเดลที่ผ่านการเรียนรู้แล้ว โดยใช้ข้อมูลทดสอบอีกชุดหนึ่ง ในส่วนนี้จะใช้โปรแกรม Compare Engine ที่เขียนขึ้นเอง เริ่มจากการนำเข้าโมเดลที่ผ่านการเรียนรู้แล้วจากขั้นตอนที่ 3 นำไปคาดเดาชุดข้อมูลทดสอบจากขั้นตอนที่ 4 ตัวโปรแกรมจะทำการแยกส่วนชุดข้อมูล CSV เป็นส่วนของข้อมูลและผลลัพธ์เช่นเดียวกันกับตอนฝึกโมเดล ด้วยฟังก์ชั่น model.predict ของ Keras จะสามารถทำนายผลด้วยโมเดลได้ทันทีว่าจากชุดข้อมูล Packet ทดสอบนั้น ให้ผลลัพธ์ Allow หรือ Deny ซึ่งผลลัพธ์สุดท้ายจะเป็นสรุปในการหาความแม่นยำของโมเดลนั้นตาม Reference Variant Set ดังนี้

True Positive (TP) Correct variant allele or position call	False Positive (FP) Incorrect variant allele or position call.
False Negative (FN) Incorrect reference genotype or no call.	True Negative (TN) Correct reference genotype or no call.

รูปที่ 3.9 Reference Set ในการวิเคราะห์ความถูกต้องของโมเดล

Reference Variant Set เป็น Matrix ที่ใช้ในการอ้างอิงในการหาข้อสรุปของโมเดลว่ามีความแม่นยำหรือไม่ อย่างไร ซึ่งมักถูกใช้กับโมเดลที่มีการเรียนรู้และแก้ปัญหาในการแบ่งกลุ่ม โดยผลลัพธ์ที่ได้จะประกอบไปทั้งหมด 4 รูปแบบ ได้แก่

- True Positive

  โมเดลอนุญาติให้ข้อมูลผ่านตรงตามกฎของไฟร์วอลล์ หรือให้ Allow ถูกต้อง
- True Negative

  โมเดลไม่อนุญาติให้ข้อมูลผ่านตรงตามกฎของไฟร์วอลล์ หรือให้ Deny ถูกต้อง
- False Positive

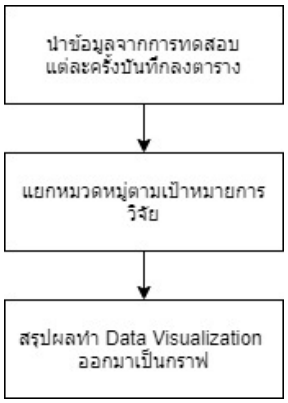
  โมเดลอนุญาติให้ข้อมูลผ่านไม่ตรงตามกฎของไฟร์วอลล์ หรือให้ Allow ผิดพลาด
- False Negative

  โมเดลไม่อนุญาติให้ข้อมูลผ่านไม่ตรงตามกฎของไฟร์วอลล์ หรือให้ Deny ผิดพลาด

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นไปตามสูตร

ความแม่นยำ (Accuracy) = SUM(TP, TN) / SUM(TP, TN, FP, FN)

3.3.6. ขั้นตอนที่ 6 บันทึกผลลัพธ์จากการทดสอบโมเดล



รูปที่ 3.10 Block Diagram ขั้นตอนการนำผลลัพธ์มาบันทึกผล

การหาวิธีการที่สามารถทำให้ชุดข้อมูลฝึกสอนสามารถสอนโมเดลได้อย่างมีประสิทธิภาพ เราจำเป็นต้องนำผลลัพธ์ของการทดสอบในแต่ละครั้งของการทดลองมาบันทึกผล แล้วสรุปให้อยู่ในรูปกราฟเปรียบเทียบที่ประกอบไปด้วยผลลัพธ์จากการทดลองภายใต้สภาพแวดล้อมเดียวกัน เพื่อหาว่าผลลัพธ์ออกมาตรงตามสมมติฐานหรือมีความสัมพันธ์กันในแต่ละตัวแปรอย่างไรบ้าง

	Sample per rule	Total packet	Create packet time	Model training time	Train accuracy	Evaluate time	Test accuracy	True positive	True negative	False positive	False negative
Without Default											
With Default											

รูปที่ 3.11 ตัวอย่างของตารางที่จะนำมาบันทึกผลลัพธ์การทดลอง