

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

แบบจำลองจักรกลเรียนรู้ (Machine Learning models) นั้นถูกใช้อย่างกว้างขวางในปัจจุบัน อย่างไรก็ตาม แบบจำลองใดๆ นั้นอาจมีความผิดพลาดต่อการทำการโจมตีประสงค์ร้าย (Adversarial attacks) เพื่อจงใจให้ผลลัพธ์ที่แบบจำลองนั้นคาดเดามีความผิดพลาดจากผลลัพธ์ที่ควรจะเป็น

ในการเรียนรู้เชิงตัวแปรเสริม (parameter-based learning) นั้น ตัวแปรเสริม (parameters) ค่าน้ำหนัก (weights) บนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (deep Learning models) เป็นตัวกำหนดความฉลาดของแบบจำลอง อาจมีตัวแปรเสริมบางชุดที่ทำให้แบบจำลองมีช่องโหว่ต่อการโจมตีประสงค์ร้าย การโจมตีนั้นอาจเกิดจากการเพิ่มสัญญาณรบกวนซึ่งผ่านการคำนวณ (calculated artefacts) เข้าสู่ข้อมูลรับเข้า (inputs) ซึ่งทำให้ความผิดพลาดของแบบจำลองในการพยากรณ์คำตอบนั้นเปลี่ยนไปอย่างชัดเจน

โครงการวิศวกรรมคอมพิวเตอร์นี้มุ่งหวังจะนำตัวแปรเสริมบนแบบจำลองมาสร้างภาพแสดง (visualise) ถึงจุดโหว่ในการพยากรณ์ใดๆ ของแบบจำลอง เพื่อลดความเสียหายอันอาจเกิดขึ้นได้จากการโจมตีแบบจำลองขณะถูกใช้งานจริง

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

โครงการนี้มีวัตถุประสงค์และเป้าหมายดังนี้

1. สร้างแบบจำลองเชิงลึก (Deep Learning models) ซึ่งสามารถถูกโจมตีประสงค์ร้าย (Adversarial attacks) ได้
2. นำแบบจำลองในข้อ (1) มาสร้างเป็นรูปภาพแสดง (visualisation) เพื่อหาจุดโหว่ต่อการโจมตี รวมถึงคาดเดาแนวโน้มการโจมตีที่เป็นไปได้
3. ใช้ความรู้ในข้อ (2) สร้างแบบจำลองที่ทนทาน (prone) ต่อการโจมตีมากขึ้น

1.3 ขอบเขตของการทำโครงการ

โครงการนี้มีขอบเขตการดำเนินงานดังนี้

1. สร้างแบบจำลองเชิงลึก (Deep Learning models) ซึ่งสามารถถูกโจมตีประสงค์ร้าย (Adversarial attacks) ได้
2. นำแบบจำลองในข้อ (1) มาสร้างเป็นรูปภาพแสดง (visualisation) เพื่อหาจุดโหว่ต่อการโจมตี รวมถึงคาดเดาแนวโน้มการโจมตีที่เป็นไปได้
3. ใช้ความรู้ในข้อ (2) สร้างแบบจำลองที่ทนทาน (prone) ต่อการโจมตีมากขึ้น

1.4 ระยะเวลาและแผนดำเนินงาน

การดำเนินงานของโครงการจะใช้วิธีจัดการงาน (workflow) แบบเอจิล์ (agile) เพื่อมุ่งเน้นประสิทธิภาพในการทำงานและสร้างระบบการทำงานที่เหมาะสมต่อการดำเนินการในระยะเวลาและปัจจัยการดำเนินงานที่ไม่อาจคาดเดาได้ การทำงานจะใช้วิธีการแบ่งรอบการวนทวน (iteration) โดยมุ่งเน้นให้แต่ละรอบการวนทวนมีความก้าวหน้าของงานในปริมาณที่เหมาะสมกับเวลาและข้อจำกัดต่างๆ หนึ่งรอบการวนทวนนั้นกินระยะเวลาสองสัปดาห์ดังแสดงในตารางที่ 1.1 และจะประกอบด้วยขั้นตอนต่อไปนี้

1. ประชุมสรุป (iteration meeting) หนึ่งถึงสองครั้งต่อสัปดาห์
2. เขียนรอบป้อนย้อนหลัง (backlog) และหยิบมาทำตามจำนวนที่เหมาะสม
3. กิจกรรมมองย้อนรอบการวนทวนด้วยตนเอง (self-retrospective) เพื่อพิจารณาความเหมาะสมในการทำงาน และปรับปรุงการทำงานในรอบการวนทวนต่อไป

อย่างไรก็ดี เพื่อเป็นการตั้งเป้าหมายงานในระยะยาว โครงการนี้จะมีวิสัยทัศน์ผลิตภัณฑ์ (product vision) โดยคร่าวตามขอบเขตการดำเนินงาน และในทุกประมาณ 4-6 รอบการวนทวน จะมีการวางแผนปล่อยผลิตภัณฑ์ (release planning) หนึ่งครั้งเพื่อสรุปงานออกมาเป็นความคืบหน้าที่ต้องได้อันเกิดจากการทำงานในกลุ่มรอบการวนทวนนั้น

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เข้าใจถึงพื้นฐาน หลักการทำงาน และระบบจักรกลเรียนรู้แบบต่างๆ
2. เข้าใจถึงจุดอ่อนของระบบจักรกลเรียนรู้ในแต่ละกรณี
3. สามารถโจมตีระบบจักรกลเรียนรู้ เพื่อสร้างระบบจักรกลเรียนรู้ที่ทนทานต่อการโจมตีได้

1.6 คำนิยามศัพท์เฉพาะ

- **จักรกลเรียนรู้ (machine learning)** คือระบบ หรือโค้ด หรือโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่เรียนรู้โครงสร้างของชุดคำถาม และคำตอบโดยมีจำเป็นต้องทำการโปรแกรมลำดับการทำงานอย่างชัดเจน (explicitly)
- **การเรียนรู้เชิงโจมตี (adversarial learning)** หมายถึงการศึกษาถึงการโจมตีแบบจำลอง (model) ของจักรกลเรียนรู้ (machine learning)

	2562				2563		
	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.
รอบการรณทวนที่ 1	/						
รอบการรณทวนที่ 2	/						
รอบการรณทวนที่ 3		/					
รอบการรณทวนที่ 4		/					
รอบการรณทวนที่ 5			/				
รอบการรณทวนที่ 6			/				
แผนการปล่อยงานที่ 1			/				
รอบการรณทวนที่ 7				/			
รอบการรณทวนที่ 8				/			
รอบการรณทวนที่ 9					/		
รอบการรณทวนที่ 10					/		
แผนการปล่อยงานที่ 2					/		
รอบการรณทวนที่ 11						/	
รอบการรณทวนที่ 12						/	
รอบการรณทวนที่ 13							/
รอบการรณทวนที่ 14							/
แผนการปล่อยงานที่ 3							/

ตารางที่ 1.1: ตารางแสดงรอบการรณทวนและช่วงเวลา

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 จักรกลเรียนรู้

ระบบจักรกลเรียนรู้ (machine learning) อาจนิยามได้ว่าเป็นระบบที่ไม่ต้องมีการป้อนข้อมูล หรือวิธีทำงาน เข้าไป ยังโค้ดโปรแกรมอย่างชัดเจน (explicitly) โดยระบบดังกล่าวจะถูกฝึกสอนด้วยชุดของข้อมูลหรือประสบการณ์ (experience) และปรับตัวเองให้ส่งออกคำตอบซึ่งอิงจากประสบการณ์ที่ตนเองเคยได้เรียนรู้มา

หากจะกล่าวให้ละเอียด เราสามารถนิยามโปรแกรมซึ่งสามารถทำการเรียนรู้ได้ดังนี้ [?]

บทนิยาม 2.1.1. โปรแกรมใดๆ เรียน (learn) จากประสบการณ์ (experience) E บนงาน (task) T และการวัดประสิทธิผล (performance measurement) P หากประสิทธิผลบน T ซึ่งถูกวัดโดย P เพิ่มขึ้นตามประสบการณ์ E

2.2 การเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) คือความพยายามในการจำลองเซลล์ประสาทของมนุษย์ให้อยู่ในรูปแบบจำลอง คณิตศาสตร์ ด้วยความเชื่อทางหลักประสาทวิทยา (neurosciences) ว่าความฉลาดของสมองมนุษย์เกิดขึ้นได้จากโครงข่าย ประสาทจำนวนมาก ที่เชื่อมเข้าถึงกัน [?]

2.2.1 เพอร์เซปตรอน (Perceptron)

เพอร์เซปตรอน (Perceptron) [?] เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเซลล์สมองหนึ่งเซลล์ โดยมีคุณสมบัติดังนี้

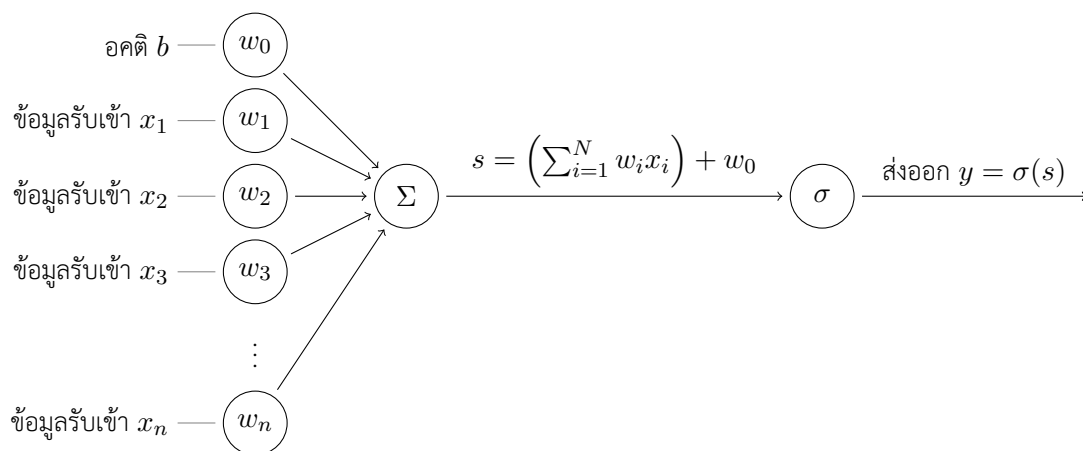
- รับเข้าข้อมูลมาในเซลล์จากหลายแหล่ง และให้น้ำหนักกับข้อมูลนั้นต่างกันไป
- ส่งออกข้อมูลเพียงค่าเดียว

ดังนั้น แบบจำลองทางคณิตศาสตร์สามารถเขียนออกมาจากหลักการสองข้อดังกล่าวได้ด้วยสมการ

$$y = \sigma(W^T X + b) \quad (2.1)$$

เมื่อ W และ X เป็นเมทริกซ์ขนาด $1 \times n$ (โดย n เป็นจำนวนข้อมูลรับเข้า), b เป็นค่าสัมประสิทธิ์คงที่ (อคติ: bias) และ σ เป็นฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ซึ่งอาจเขียนรูปร่างของเพอร์เซปตรอนให้มีลักษณะรูปคล้ายเซลล์ สมองได้ในลักษณะรูปที่ 2.1

ยกตัวอย่างการใช้เพอร์เซปตรอนในการแก้ปัญหาอย่างง่ายได้ในที่นี้



รูปที่ 2.1: เพอร์เซปตรอน

การคาดการณ์ราคาส่งหาหมัทรัพย์

หากสำรวจราคาส่งหาหมัทรัพย์แล้วพบว่า

- ราคาส่งหาหมัทรัพย์จะเพิ่มขึ้นตามที่ดิน โดยเพิ่มขึ้นทุก 10,000 บาทต่อตารางวา
- ราคาส่งหาหมัทรัพย์จะเพิ่มขึ้นตามจำนวนห้องนอน โดยเพิ่มขึ้นทุก 200,000 บาทต่อห้องนอน
- ราคาส่งหาหมัทรัพย์จะลดลงตามจำนวนอายุปี โดยลดลงทุก 7,000 บาทต่ออายุของอสังหาหมัทรัพย์
- ราคากำหนดตริง (fixed cost) ของอสังหาหมัทรัพย์ อยู่ที่ 100,000 บาท

จะสามารถเขียนเพอร์เซปตรอนเพื่อคาดการณ์ราคาส่งหาหมัทรัพย์ได้โดย

$$y = \sigma(W^T X)$$

เมื่อ W ซึ่งเป็นค่าสัมประสิทธิ์แสดงถึงความสัมพันธ์ข้อมูลรับเข้า ซึ่งเขียนได้จากความสัมพันธ์ดังแสดงด้านล่าง

$$W^T = \begin{bmatrix} 100000 & 10000 & 200000 & -7000 \end{bmatrix}$$

หากต้องการคาดการณ์ราคาส่งหาหมับ้านที่มี 3 ห้องนอน เนื้อที่ 100 ตารางวา และมีอายุ 7 ปี จะสามารถเขียนเมทริกซ์ X ได้เป็น

$$X = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 100 \\ 7 \end{bmatrix}$$

โปรดสังเกตว่า $x_0 = 1$ เนื่องจากผลคูณของเทอม w_0 และ x_0 เป็นค่าที่เรียกว่าอคติ (bias) ของแบบจำลอง

เนื่องจากเพอร์เซปตรอนตัวนี้ถูกใช้ในการทำนายราคา ซึ่งกล่าวว่ามีความสัมพันธ์กันกับตัวแปรที่กำหนดข้างต้นในเชิงเส้น ดังนั้นจะกล่าวได้ว่าฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ที่เลือกใช้ จะเลือกใช้ฟังก์ชันเส้นตรง (linear function) $\sigma(x) = x$

ดังนั้น ผลการทำนายราคาบ้านคำนวณได้จาก

$$\begin{aligned}
 y &= \sigma(W^T X + b) \\
 &= \sigma \left(\begin{bmatrix} 100000 & 10000 & 200000 & -7000 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 100 \\ 7 \end{bmatrix} \right) \\
 &= \sigma(100000 + 30000 + 20000000 + (-49000)) = f(20981000) \\
 &= 20981000
 \end{aligned}$$

การสร้างประตูลัญญานตรกะด้วยเปอร์เซปตรอน

เราสามารถสร้างประตูลัญญานตรกะ (logic gates) บางชนิดได้ด้วยเปอร์เซปตรอน เช่นการสร้าง AND และ OR gate

ยกตัวอย่างโครงสร้างของประตูลัญญานตรกะและซึ่งสามารถสร้างได้ด้วยการกำหนดให้

- X เป็นเมทริกซ์ขนาด 1×2 กล่าวคือเมื่อรับค่า x_1, x_2 เป็นค่า 0 หรือ 1 แทนสัญญาณจริงหรือเท็จแล้ว

$$X = \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$

- กำหนดค่าของเมทริกซ์ W เป็น

$$W^T = \begin{bmatrix} -2 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- กำหนดฟังก์ชัน $\sigma(x)$ เป็น step function กล่าวคือ

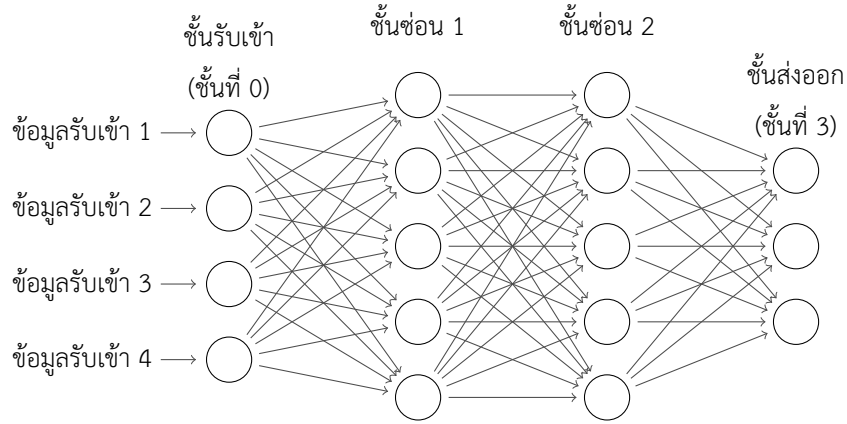
$$\sigma(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 0 \\ 0; & \text{ในกรณีอื่น} \end{cases}$$

และการสร้างประตูลัญญานตรกะหรือสามารถทำได้ในลักษณะเดียวกันโดยเปลี่ยนชุดน้ำหนัก เป็น

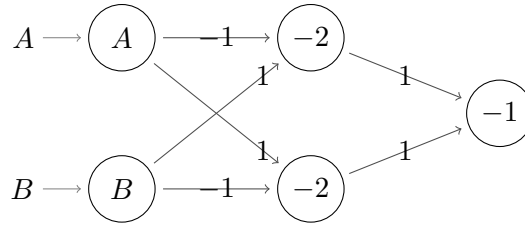
$$W^T = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

2.2.2 เปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi Layer Perceptron)

เราอาจสังเกตว่าเปอร์เซปตรอนหนึ่งตัวนั้นทำหน้าที่ได้เพียงแยก (classify) หรือถดถอย (regress) ปัญหาที่เป็นปัญหาเชิงเส้น (linear problems) ได้เท่านั้น อย่างไรก็ตามหากเรากำหนดให้ฟังก์ชัน f เป็นฟังก์ชันที่ไม่ใช่ฟังก์ชันเส้นตรงแล้ว เราอาจสร้างเปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi Layer Perceptron) ขึ้นมาได้โดยมีลักษณะดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2: เพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น



รูปที่ 2.3: เพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นซึ่งทำหน้าที่เป็นประตูสัญญาณเฉพาะหรือ

เราอาจเขียนแทนน้ำหนักของโครงข่ายจากเพอร์เซปตรอนชั้นที่ i ไปยังชั้นที่ j ($j = i + 1$) ได้เป็น

$$\mathbf{W}_{ij} = \begin{bmatrix} w_{10} & w_{20} & \dots & w_{n_i 0} \\ w_{11} & w_{21} & \dots & w_{n_i 1} \\ w_{12} & w_{22} & \dots & w_{n_i 2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{1n_j} & w_{2n_j} & \dots & w_{n_j n_i} \end{bmatrix}$$

เมื่อจำนวนเพอร์เซปตรอนในชั้นที่ k เขียนแทนด้วย n_k

ยกตัวอย่างเช่น เราจะสามารถสร้างประตูสัญญาณเฉพาะหรือ (XOR gate) ได้จากเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น ดังแสดงในรูปที่ 2.3 โดยเลขในแต่ละเพอร์เซปตรอนแทนค่าอคติ (b) และเลขบนเส้นเชื่อมแทนค่าน้ำหนัก (w) และกำหนดให้ฟังก์ชันกระตุ้น σ เป็นฟังก์ชันขั้นบันได (step function) กล่าวคือ

$$\sigma(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 0 \\ 0; & \text{ในกรณีอื่น} \end{cases}$$

เพอร์เซปตรอนดังกล่าว เมื่อรับค่า A และ B เป็น 0 หรือ 1 จะส่งออกมาค่า $A \oplus B$

2.3 ฟังก์ชันกระตุ้นและความฉลาดของโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 ทฤษฎีบทตัวประมาณฟังก์ชันครอบจักรวาล

เหตุผลที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำงานได้ดี เนื่องจากมีการพิสูจน์ว่าโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถทำหน้าที่เป็นตัวประมาณฟังก์ชันครอบจักรวาล [?] (universal function approximator) กล่าวคือโครงข่ายประสาทเทียม $N : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^n$ ที่มีความซับซ้อนมากเพียงพอ (ซึ่งจะกล่าวถึงความซับซ้อนนี้ในภายหลัง) สามารถที่จะจำลองฟังก์ชัน $f : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^n$ (กล่าวคือฟังก์ชันที่มีโดเมน และเรนจ์ เป็นจำนวนจริงใดๆ ในมิติที่เหมือนกับมิติข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทเทียม N) ได้ [?] [?] [?]

บทพิสูจน์ของทฤษฎีบทนี้ทั้งในรูปแบบของกรณีไม่ตีกรอบความกว้าง (unbounded width case) และกรณีตีกรอบความกว้าง (bounded width case) สามารถศึกษาได้จากแหล่งอ้างอิง รวมถึงแหล่งอ้างอิงเพิ่มเติมที่ใช้การแสดงผลทัศนภาพ (visualisation) เพื่อการพิสูจน์ทฤษฎีบทดังกล่าว [?]

2.3.2 ข้อสังเกตต่อฟังก์ชันกระตุ้นและความฉลาด

บทพิสูจน์ที่ได้กล่าวถึงไปก่อนหน้านี้สำหรับกรณีไม่ตีกรอบความกว้าง และตีกรอบความกว้าง เป็นบทพิสูจน์ที่ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid) และฟังก์ชันรีลู (ReLU) ตามลำดับ

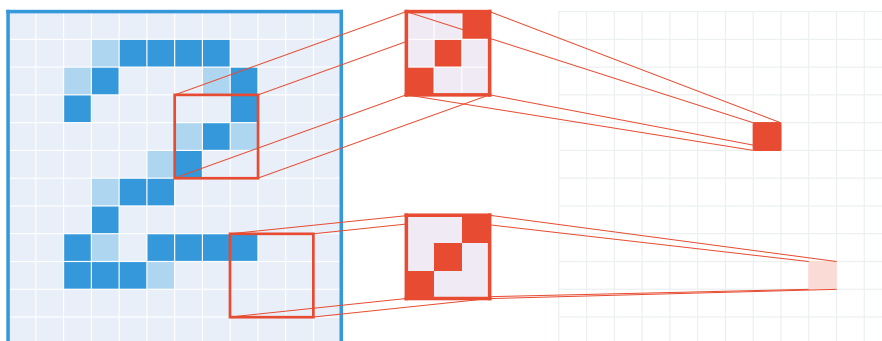
อย่างไรก็ดี หากพิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมใดๆ ที่ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น $f(x) = x$ เราจะพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมใดๆ จะสามารถยุบให้อยู่ในรูปของเปอร์เซปตรอนเพียงตัวเดียว และทำให้ไม่สามารถตัดสินใจปัญหาได้มากกว่าปัญหาที่แบ่งแยกเชิงเส้นได้ (linearly separable problems)

ดังนั้น อาจกล่าวด้วยการพิจารณา (intuition) ในลักษณะดังกล่าวได้ว่า ส่วนหนึ่งของความเป็นไปได้ของการที่โครงข่ายประสาทเทียมใดๆ สามารถทำหน้าที่เป็นตัวประมาณฟังก์ชันครอบจักรวาลได้ ส่วนหนึ่งมาจากการที่ฟังก์ชันกระตุ้นทำหน้าที่เป็นตัวบีบ (squeezer) ช่วงของข้อมูลรับเข้าบนโดเมนจำนวนจริงใดๆ (\mathbb{R}) ให้กลายเป็นช่วงจำกัดช่วงอื่น (เช่น ช่วง $(0, 1)$ ของฟังก์ชันซิกมอยด์ หรือช่วง $[0, \infty)$ ของฟังก์ชันรีลู)

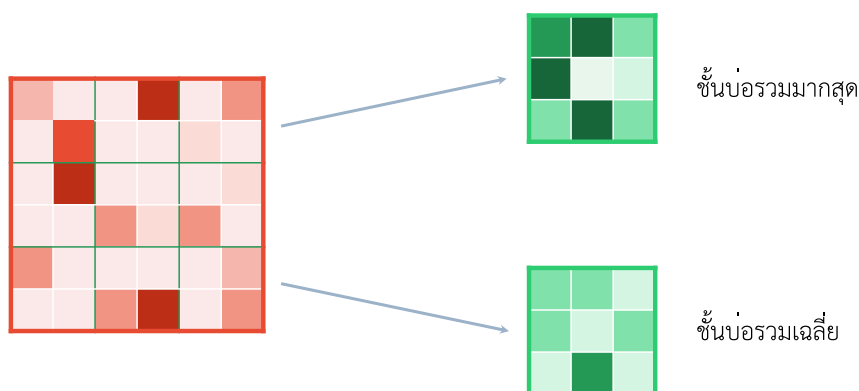
2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) [?] เป็นโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมักถูกใช้กับข้อมูลภาพ [?] โดยคร่าวแล้วโครงข่ายประสาทเทียมในลักษณะดังกล่าวมักประกอบด้วยชั้นประสาทเทียมในลักษณะดังนี้

- **ชั้นสังวัฒนาการ** (convolution layer) เป็นชั้นที่กระทำตัวดำเนินการสังวัฒนาการ (convolve) ตัวกรอง (filter) F บนข้อมูลนำเข้า I ด้วยระยะเคลื่อน (stride) S ผลลัพธ์จากการสังวัฒนาการนี้จะเรียกว่าแผนที่ลักษณะ (feature map) ยกตัวอย่างการสังวัฒนาการเพื่อหาเส้นเฉียงในรูปที่ 2.4 สังเกตว่าการสังวัฒนาการด้วยตัวกรองเส้นเฉียงบนเส้นเฉียงบริเวณข้อมูลนำเข้า จะให้ค่าส่งออกที่มากกว่าการสังวัฒนาการตัวกรองเส้นเฉียงบนจุดพื้นที่อื่นของข้อมูลนำเข้า (ในที่นี้เขียนแทนด้วยสีแดงเข้ม และสีแดงอ่อน)
- **ชั้นบ่อรวม** (pooling layer) เป็นชั้นที่ทำการสุ่มตัวอย่างแบบลดขนาด (downsampling) เพื่อลดขนาดของข้อมูล ในขณะที่ยังคงไว้ซึ่งชุดคุณสมบัติที่ข้อมูลรับเข้ามี ชั้นบ่อรวมอาจแบ่งเป็นสองประเภทหลัก
 - **ชั้นบ่อรวมแบบมากที่สุด** (maximum pooling layer) เป็นชั้นบ่อรวมที่พบได้บ่อยที่สุด



รูปที่ 2.4: ชั้นสังวัตนาการ ซึ่งแสดงข้อมูลนำเข้าด้วยสีฟ้า และตัวกรองด้วยสีแดง



รูปที่ 2.5: ชั้นบ่อรวม ทั้งแบบบ่อรวมมากที่สุดและแบบบ่อรวมเฉลี่ย โดยพิจารณาบ่อตามขอบเขตสี่เหลี่ยม

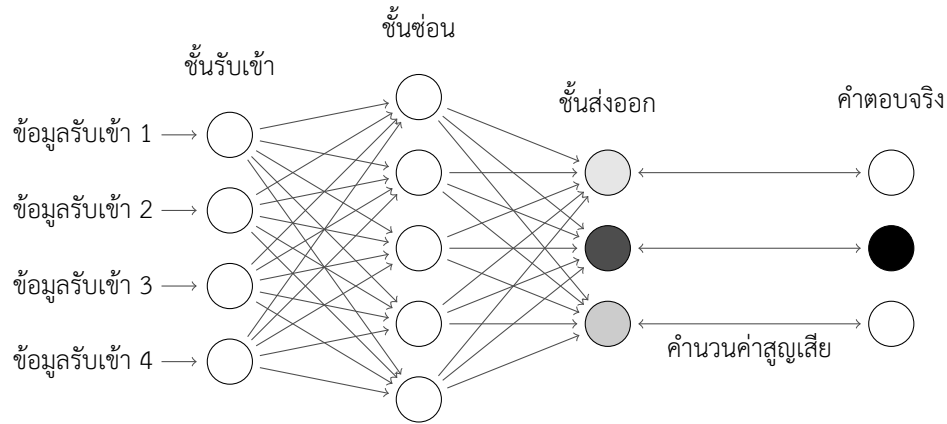
- **ชั้นบ่อรวมแบบเฉลี่ย (average pooling layer)** เป็นชั้นบ่อรวมที่พบในโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการบางรูปแบบ เช่น LeNet
- **ชั้นเชื่อมต่อถึงกันหมด (fully connected layer)** ซึ่งมีลักษณะเหมือนเปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นทั่วไป

การสังวัตนาการของชั้นสังวัตนาการในโครงข่ายประสาทเทียม ทำหน้าที่เป็นตัวตรวจจับคุณสมบัติ (feature detector) เช่นการตรวจจับขอบ (edge detection) และชั้นบ่อรวมทำให้ขนาดของผลลัพธ์จากชั้นสังวัตนาการมีขนาดเล็กลง เพื่อให้จำนวนค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องคำนวณนั้นน้อยลง

การเรียนรู้ด้วยวิธีก้าวเคลื่อนถอยหลัง (backpropagation learning) เป็นวิธีการเรียนรู้ที่ได้รับความนิยมมากที่สุด ในปัจจุบัน ทั้งนี้ เราอาจพิจารณาการเรียนรู้ถอยหลังได้โดยทำความเข้าใจถึงฟังก์ชันสูญเสีย (loss function) และการปรับค่าตัวแปรเสริม (parameters) ดังนี้

2.5 ค่าสูญเสีย

ค่าสูญเสีย (loss) เป็นค่าที่ใช้ในการบอกว่าแบบจำลองใดๆ ตอบผิดมากหรือน้อยเพียงใด โดยค่าสูญเสียนั้นหมายถึงแบบจำลองตอบผิดมากเท่านั้น



รูปที่ 2.6: การคำนวณค่าสูญเสีย

ยกตัวอย่างเช่น หากเราสร้างแบบจำลองที่ต้องการส่งออกค่าเป็นค่าในลักษณะของการเข้ารหัสแบบหนึ่งจุดร้อน (one-hot encoding) ของค่าที่เป็นไปได้ 3 ชั้น (classes) จากข้อมูลตัวที่ i บนชุดฝึกหัด ดังแสดงในรูปที่ 2.6 ซึ่งต้องการคำตอบ t_i ที่ถูกต้องเป็น

$$t_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

ทว่า แบบจำลองกลับให้คำตอบ o_i จากแบบจำลองเป็น

$$o_i = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.7 & 0.2 \end{bmatrix}$$

เราอาจนิยามฟังก์ชันสูญเสียอย่างง่าย เพื่อยกตัวอย่างการคำนวณดังกล่าว โดยกำหนดให้ฟังก์ชันสูญเสียเป็นผลรวมของผลต่างกำลังสอง

$$l_i(t_i, o_i) = \sum_{j=1}^n (t_i[j] - o_i[j])^2$$

ดังนั้น ในกรณีนี้ จะได้ค่าสูญเสียของจุดฝึกหัดนี้เป็น

$$\begin{aligned} l_i(t_i, o_i) &= \sum_{j=1}^n (t_i[j] - o_i[j])^2 \\ &= ((0 - 0.1)^2 + (1 - 0.7)^2 + (0 - 0.2)^2) \end{aligned}$$

จะเห็นว่า ยิ่งค่า t_i ใกล้เคียง o_i มากขึ้นเท่าใด ค่าสูญเสียก็จะน้อยลงเท่านั้น

นอกจากนี้ เราจะนิยามค่าสูญเสียบนชุดฝึกหัดทั้งชุด เป็น

$$\mathcal{L}(T, O) = \sum_{i=1}^N l_i(t_i, o_i) \quad (2.2)$$

เมื่อ T และ O เป็นชุดคำตอบ และค่าส่งออกจากแบบจำลองของทั้งชุดฝึกหัด ซึ่งชุดฝึกหัดมีความยาวเป็น N

อย่างไรก็ตาม ฟังก์ชันสูญเสียในลักษณะดังกล่าว เป็นฟังก์ชันอย่างง่าย ในการฝึกสอนแบบจำลองทั่วไปมักนิยมใช้ฟังก์ชันอื่น เช่น ค่าสูญเสียแบบความวุ่นวายข้ามชั้น (cross entropy loss) สำหรับการฝึกสอนแบบจำลองเพื่อการทำการจำแนกหมวดหมู่ (classification)

$$\ell_i = - \sum_{c=1}^M y_{o,c} \ln(p_{o,c})$$

เมื่อ M เป็นจำนวนชั้น (class) ที่เป็นไปได้ y เป็นค่าฐานสองที่บ่งบอกว่าชั้นข้อมูล (class) c เป็นคำตอบที่ถูกต้องสำหรับการคาดเดา (observation) o และ p เป็นค่าความน่าจะเป็นที่การคาดเดา o ตอบว่าเป็นชั้นข้อมูล c

2.5.1 ค่าสูญเสียเมื่อมองจากมุมมองของตัวแปรเสริม

สมการที่นำเสนอไปข้างต้น มองค่าสูญเสียเปลี่ยนไป เมื่อใส่ชุดของข้อมูลส่งออกจากแบบจำลอง O และค่าคำตอบจริง T ต่างกันออกไป ทว่า หากพิจารณาว่า

- แบบจำลองใดๆ สามารถปรับค่าตัวแปรเสริม (parameters) ได้อย่างอิสระ
- ค่าส่งออก O เป็นฟังก์ชันของค่ารับเข้า I โดย $O = f(I)$ เมื่อ f เป็นฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทเทียม
- ความมุ่งหมายฝึกสอนแบบจำลองใดๆ ให้มีประสิทธิภาพ อยู่บนการฝึกสอนบนชุดของค่าคำตอบจริง T เดิม

เราจะสามารถมองฟังก์ชันสูญเสีย เป็นฟังก์ชันที่รับค่าตัวแปรเสริม (กล่าวคือค่าน้ำหนักและอคติของแบบจำลอง) และส่งออกค่าสูญเสียของชุดตัวแปรเสริมนั้น

กล่าวอีกนัย หากเรามีชุดของตัวแปรเสริม $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i$ บนโครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning models) ที่มีโครงสร้างเหมือนกัน เราอาจพิจารณาค่าฟังก์ชันสูญเสีย $\mathcal{L}(\theta_i)$ บนชุดตัวแปรเสริม θ_i และกล่าวว่าแบบจำลองที่ใช้ชุดตัวแปรเสริม θ_i นั้นทำงานได้ดีกว่า θ_j หาก $\mathcal{L}(\theta_i) < \mathcal{L}(\theta_j)$

2.6 ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น และการก้าวเคลื่อนถอยหลัง

2.6.1 ตัวดำเนินการเกรเดียนต์

พิจารณาตัวดำเนินการเกรเดียนต์ ซึ่งดำเนินการบนเวกเตอร์ใดๆ

บทนิยาม 2.6.1. เกรเดียนต์ ของฟังก์ชัน $f(\vec{x})$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันของชุดตัวแปร $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ใดๆ จะถูกนิยามเป็นตัวดำเนินการ $\vec{\nabla} f(\vec{x})$

$$\vec{\nabla} f(\vec{x}) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial x_i} (f(\vec{x}) \cdot \hat{x}_i)$$

เมื่อ \hat{x}_i เป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วย (unit vector) ตามแกนของ x_i

กรุณาสังเกตว่า ทิศทางของเกรเดียนต์นั้นจะชี้ไปในทิศทางที่เพิ่มขึ้นของฟังก์ชันเสมอ

เมื่อพิจารณาฟังก์ชันสูญเสีย ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่เราต้องการลดค่า เราอาจพิจารณาหาค่าที่น้อยลงของฟังก์ชันได้ ด้วยการคำนวณเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสียใดๆ แล้ว “เดิน” ไปในทิศทางตรงข้ามกับเกรเดียนต์ เปรียบประหนึ่งการเดินทาง

ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่นเพื่อการฝึกสอนแบบจำลอง

ข้อมูลรับเข้า: แบบจำลอง M , ฟังก์ชันสูญเสีย \mathcal{L} , จำนวนรอบการวน n , อัตราการเรียนรู้ l

ข้อมูลส่งออก: ค่าตัวแปรเสริม $\vec{\theta}$

- ประกาศตัวแปร $\vec{\theta}$ เป็นค่าสุ่มของเวกเตอร์ความยาวเท่าตัวแปรเสริมที่แบบจำลอง M ต้องการ
- วนซ้ำเป็นจำนวน n รอบ

– คำนวณหาเกรเดียนต์ของ $\vec{\theta}$ โดย

$$\vec{\nabla} \mathcal{L}(\vec{\theta})$$

– ปรับค่า $\vec{\theta}$ โดย

$$\vec{\theta}' = \vec{\theta} - l \vec{\nabla} \mathcal{L}(\vec{\theta})$$

- ส่งคืนค่า $\vec{\theta}$

รูปที่ 2.7: รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น

เขา ขั้นตอนวิธีดังกล่าวเรียกว่าขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น (gradient descent algorithm) โดยพิจารณาการปรับแบบจำลองอยู่บนเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย

$$\vec{\theta}' = \vec{\theta} - l \vec{\nabla} \mathcal{L}(\vec{\theta}) \quad (2.3)$$

เมื่อ l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีดังกล่าวสามารถศึกษาได้จากรูปที่ 2.7 หากอธิบายโดยคร่าว ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่นพยายามหาค่าตัวแปรเสริม θ_{OPT} โดยการเริ่มจากการสุ่มตัวแปรเสริม θ แล้วคำนวณเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย และค่อยๆ ปรับค่า θ ตามทิศตรงข้ามกับเกรเดียนต์เรื่อยๆ จนกระทั่งถึงจุดที่ฟังก์ชันสูญเสียมีค่าน้อยที่สุด

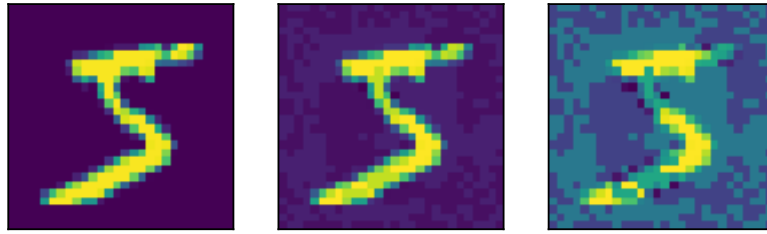
2.6.2 ขั้นตอนวิธีกาวเคเลี่ยนถอยหลัง

หนึ่งในประเด็นสำคัญที่จำเป็นต้องกล่าวถึงต่อมา คือวิธีการในการคำนวณเกรเดียนต์ $\vec{\nabla}(\vec{x})$ ซึ่งจำเป็นต้องคำนวณอนุพันธ์ (derivation) ของตัวแปรเสริมใดๆ เทียบกับฟังก์ชันสูญเสีย พึงพิจารณาว่าตัวแปรเสริมของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก คือชุดน้ำหนักและค่าติดต่างๆ

อย่างไรก็ตาม การคำนวณเกรเดียนต์และอนุพันธ์ดังกล่าวสามารถทำได้โดยง่าย ผ่านการใช้กฎลูกโซ่ (chain rule) ซึ่งนิยามได้ว่า

$$\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{du} \cdot \frac{du}{dx} \quad (2.4)$$

ในเล่มรายงานนี้จะไม่ลงรายละเอียดถึงขั้นตอนวิธีกาวเคเลี่ยนถอยหลัง อย่างไรก็ตาม สามารถพิจารณาได้ว่า (1) อนุพันธ์ของฟังก์ชันสูญเสียกับน้ำหนักของชั้นส่งออกสามารถพิจารณาได้โดยตรง และ (2) อนุพันธ์ของฟังก์ชันสูญเสียกับน้ำหนักของชั้นซ่อนใดๆ สามารถพิจารณาได้จากกฎลูกโซ่ดังสมการที่ 2.4 เป็นผลคูณของอนุพันธ์ของฟังก์ชันสูญเสียเทียบกับน้ำหนักของชั้นส่งออก และอนุพันธ์ของน้ำหนักชั้นส่งออกเทียบกับชั้นซ่อน



รูปที่ 2.8: (จากซ้ายไปขวา) รูปเลข 5 ที่ถูกเจือด้วยความเข้มข้นของสัญญาณรบกวนที่ต่างกันที่ระดับ 0.0, 0.01 และ 0.03 ตามลำดับ

2.7 การหาสัญญาณรบกวน

การโจมตีแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกด้วยการหาสัญญาณรบกวน η ที่โจมตีแบบจำลองการเรียนรู้ M นั้นมีจุดประสงค์หลักคือหาค่า η ซึ่งอยู่บนโดเมนเดียวกับข้อมูลรับเข้าโครงข่ายประสาทเทียม ที่ทำการเพิ่มค่าของฟังก์ชันสูญเสียจนถึงขีดสุด

เราจะเรียก $x' = x + \eta$ ว่าเป็นตัวอย่างประสงค์ร้าย (adversarial example) เนื่องจากเป็นตัวอย่างที่ทำให้ค่าสูญเสียของโครงข่ายประสาทเทียมเพิ่มสูงขึ้นที่สุด

การหาสัญญาณรบกวนอาจมองเป็นปัญหาการเพิ่มประสิทธิภาพสูงสุด (optimisation problem) โดยพิจารณาการหา

$$\eta = \operatorname{argmax}_{\eta} \mathcal{L}(x + \eta, y) \quad (2.5)$$

เมื่อคู่อันดับ (x, y) แทนที่ตำแหน่งของชุดข้อมูลฝึกหัด (training point) หนึ่งจุด

ทั้งนี้ทั้งนั้น ขนาด (norm) ของ η ต้องมีค่าน้อยเพียงพอเมื่อเทียบกับ x เพื่อให้ *ความเข้ม* ของสัญญาณรบกวนไม่เข้มจนเกินไปจนสามารถแยกแยะด้วยตาของมนุษย์ได้ว่าเป็นภาพที่ถูกเจือด้วยสัญญาณรบกวน ดังเช่นแสดงในรูปที่ 2.8

ขั้นตอนวิธีการหาสัญญาณรบกวนนั้นมีรายละเอียดต่างกันไปตามวิธีการคำนวณ และแนวคิดของการคำนวณ ดังแสดงตัวอย่างวิธีต่อไปนี้

2.7.1 การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการก้าวเคลื่อนถอยหลัง

เมื่อฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกโดยได้ชุดตัวแปรเสริม θ สำหรับแบบจำลอง M ซึ่งต่อไปนี้จะเรียกชุดแบบจำลองและตัวแปรเสริมรวมกันว่า M_θ แล้ว เมื่อให้คู่จุดข้อมูลรับเข้าและส่งออก (x, y) ใดๆ เราอาจหาสัญญาณรบกวนได้ว่า

$$\eta' = \eta + l \frac{\partial}{\partial \eta} \mathcal{L}(x) \quad (2.6)$$

เมื่อ l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

จะสังเกตได้ว่าสมการที่ 2.6 มีลักษณะคล้ายกับสมการที่ 2.3 เป็นอย่างมาก แตกต่างกันเพียงแต่เครื่องหมายบวกหรือลบ และตัวแปรเทียบสำหรับการทำอนุพันธ์หลายตัวแปร (multivariable derivation) ขอให้สังเกตว่าในขณะที่สมการ 2.3 พยายามหาค่า θ ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย \mathcal{L} มีค่าต่ำที่สุด สมการที่ 2.6 กลับพยายามหาสัญญาณรบกวน η ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย \mathcal{L} มีค่ามากที่สุด กล่าวคือตอบผิวดมมากที่สุด

2.7.2 การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการเครื่องหมายเกรเดียนต์แบบเร็ว (FGSM)

Goodfellow และคณะ [?] ได้เสนอขั้นตอนวิธีสำหรับคำนวณหาสัญญาณรบกวน η สำหรับชุดคู่จุด (x, y) โดยสังเกตทิศทางของเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย \mathcal{L} เทียบกับ x ซึ่งสามารถคำนวณได้จาก

$$\eta = \epsilon \text{sign} \left(\vec{\nabla}_x \mathcal{L}(\theta, x, y) \right) \quad (2.7)$$

เรียกขั้นตอนวิธีนี้ว่าวิธีการเครื่องหมายเกรเดียนต์แบบเร็ว (Fast Gradient Sign Method: FGSM)

แนวคิดเบื้องหลังขั้นตอนวิธีนี้คือ เมื่อมีเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสียต่อแบบจำลอง ทิศทางของเกรเดียนต์นั้นย่อมทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงต่อค่าของฟังก์ชันสูญเสียมากขึ้นที่สุด

ค่าจากฟังก์ชัน sign นั้นจะเป็นค่าบวกหรือลบหนึ่ง กล่าวคือเราสนใจพิจารณาเฉพาะทิศทางของเกรเดียนต์ และจะทำการคูณค่านั้นด้วยค่าคงที่ ϵ เพื่อเจือสัญญาณรบกวนไม่ให้มีความเข้มข้นมากเกินไป

สังเกตว่าความซับซ้อนเชิงเวลา (time complexity) ของขั้นตอนวิธีนี้เป็น $\mathcal{O}(1)$ เพราะไม่มีการวนรอบซ้ำ

2.7.3 การฉายเกรเดียนต์ลดหลั่น k ชั้น

2.8 คำอธิบายต่อการเกิดขึ้นของสัญญาณรบกวน

มีหลายทฤษฎีพยายามอธิบายการเกิดขึ้นของการโจมตีแบบจำลอง ซึ่งอาจยกตัวอย่างทฤษฎีและคำอธิบายได้ดังนี้

2.8.1 การประพาดตัวเป็นเส้นตรง

LeCun และคณะ [?] ศึกษาผลของการโจมตีที่เกิดขึ้นจาก \tilde{x} โดยอาจพิจารณาได้จากการคูณสมการเพื่อหาค่าส่งออกจากชุดน้ำหนัก (weights) ของชั้นแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning layers)

$$w^\top \tilde{x} = w^\top x + w^\top \eta \quad (2.8)$$

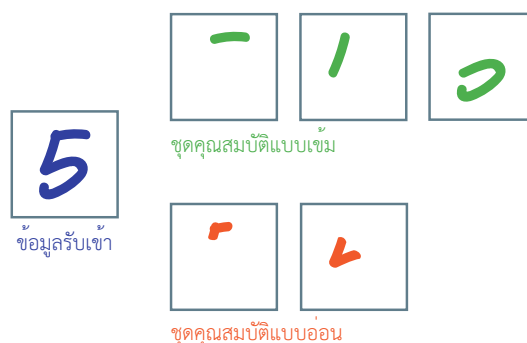
คณะวิจัยสังเกตพฤติกรรมว่าสัญญาณรบกวน η กระตุ้นส่วนของชุดน้ำหนักและฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ในแบบจำลองให้ประพาดตัวเยี่ยงฟังก์ชันเส้นตรง (linear functions) ซึ่งการแสดงพฤติกรรมดังเส้นตรง (linearity) ในกรณีขยขอบ (edge case) ของข้อมูลรับเข้านั้นก่อให้เกิดความเป็นไปได้ที่แบบจำลองจะถูกโจมตี

เพื่อพิสูจน์ทฤษฎีดังกล่าว LeCun และคณะ พิจารณาผลความน่าจะเป็นของคำตอบที่ออกจากแบบจำลองเมื่อปรับค่า ϵ ดังแสดงในสมการที่ ?? และพบว่าความน่าจะเป็นของข้อมูลส่งออก (output) ของแต่ละชั้นข้อมูล (class) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับค่า ϵ ที่เพิ่มขึ้นเรื่อยๆ

2.8.2 ทฤษฎีชุดคุณสมบัติแบบอ่อนและแบบเข้ม

Ilyas และคณะ [?] ศึกษาโครงสร้างของแบบจำลองเชิงลึก จนนำมาสู่ข้อสรุปว่า “ช่องโหว่ในการโจมตีแบบจำลองเป็นผลโดยตรงจากความอ่อนไหวของแบบจำลองในการวางหลักการบนชุดคุณสมบัติของข้อมูล” (“Adversarial vulnerability is a direct result of our models’ sensitivity to well-generalizing features in the data”)

หากกล่าวให้ละเอียด พิจารณาว่าโครงสร้างของแบบจำลองเชิงลึกสามารถเรียนรู้ชุดคุณสมบัติ (features) ของข้อมูลรับเข้าได้สองแบบ ซึ่งในงานวิจัยเรียกว่าชุดคุณสมบัติแบบอ่อน (weak features) และชุดคุณสมบัติแบบเข้ม (strong features)



รูปที่ 2.9: ตัวอย่างชุดคุณสมบัติแบบอ่อน และแบบเข้มที่เป็นไปได้ จากเลข 5

- ชุดคุณสมบัติแบบเข้ม คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์มองเห็นโดยทั่วไป กล่าวคือเป็นชุดคุณสมบัติที่มนุษย์สามารถสังเกตเห็นได้ และวางหลักการในการจำแนกได้
- ชุดคุณสมบัติแบบอ่อน คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์ไม่สามารถมองเห็น หรือมองเห็นแต่ไม่ได้หยิบมาเป็นตัวปัจจัยหลักในการตัดสินใจ และวางหลักการในการจำแนก

จะยกตัวอย่างกรณีการจำแนกเลข 5 เราอาจพิจารณาว่าเลข 5 ดังแสดงในรูปที่ 2.9 ประกอบขึ้นจากขีดหนึ่งขีด แนวขวาง ขีดหนึ่งขีดแนวตั้ง และส่วนโค้งคล้ายวงกลม เป็นชุดคุณสมบัติที่มนุษย์สังเกตและเข้าใจโดยทั่วไป รวมถึงเป็นคุณสมบัติที่มนุษย์ใช้ในการสังเกตเห็นเส้นที่เชื่อมต่อกันจนประกอบเป็นเลข 5 อย่างไรก็ตาม แบบจำลองการเรียนรู้ใดๆ อาจเห็นมุมรอยต่อระหว่างขอบ (ซึ่งอาจสังเกตได้ว่าไม่มีเลขตัวใดเลยนอกจาก 1 ถึง 9 ยกเว้น 5 ที่มีมุมและขอบดังแสดง) เป็นตัวตัดสินใจในการเรียนรู้เลข 5 อย่างไรก็ตาม พึงสังเกตว่าแบบจำลองอาจจะแม้กระทั่งเลือกสังเกตเห็นพื้นที่ว่างบริเวณที่แตกต่างกันไป และใช้พื้นที่ว่างเหล่านั้นเพื่อสร้างข้อสรุปหรือตัดสินใจว่าเลขที่มองเห็นเป็นเลขใด (ซึ่งการนำมาซึ่ง “ข้อสรุป” จากที่ว่างนั้น ขัดกับวิสัยปกติของมนุษย์ในการสังเกตและมองเห็นอย่างชัดเจน)