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 การโจมตีนั้นอาจเกิดจากการเพิ่มสัญญาณรบกวนซึ่งผ่านการคำนวน (calculated artefacts) เข้าสู่ข้อมูลรับเข้า (inputs) ซึ่งทำให้ความผิดพลาดของแบบจำลองในการพยากรณ์คำตอบนั้นเปลี่ยนไปอย่างชัดเจน

โครงงานวิศวกรรมคอมพิวเตอร์นี้มุ่งหวังจะนำตัวแปรเสริมบนแบบจำลองมาสร้างภาพแสดง (visualise) ถึงจุดโหว่ในการพยากรณ์ใดๆ ของแบบจำลอง เพื่อลดความเสียหายอันอาจเกิดขึ้นได้จากการโจมตีแบบจำลองขณะถูกใช้งานจริง

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

โครงงานนี้มีวัตถุประสงค์และเป้าหมายดังนี้

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

1.3 ขอบเขตของการทำโครงงาน

โครงงานนี้มีขอบเขตการดำเนินงานดังนี้

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) แบบเอไจล์ (agile) เพื่อมุ่งเน้นประสิทธิภาพในการทำงานและสร้างระบบการทำงานที่เหมาะสมต่อการดำเนินการในระยะเวลาและปัจจัยการดำเนินงานที่ไม่อาจคาดเดาได้ การทำงานจะใช้วิธีการแบ่งรอบการวนทวน (iteration) โดยมุ่งเน้นให้แต่ละรอบการวนทวนมีความก้าวหน้าของงานในปริมาณที่เหมาะสมกับเวลาและข้อจำกัดต่างๆ หนึ่งรอบการวนทวนนั้นกินระยะเวลาสองสัปดาห์ดังแสดงในตารางที่ 1.1 และจะประกอบด้วยขั้นตอนต่อไปนี้

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

อย่างไรก็ดี เพื่อเป็นการตั้งเป้าหมายงานในระยะยาว โครงงานนี้จะมีวิสัยทัศน์ผลิตภัณฑ์ (product vision) โดยคร่าวตามขอบเขตการดำเนินงาน และในทุกประมาณ 4-6 รอบการวนทวน จะมีการวางแผนปล่อยผลิตภัณฑ์ (release planning) หนึ่งครั้งเพื่อสรุปงานออกมาเป็นความคืบหน้าที่จับต้องได้อันเกิดจากการทำงานในกลุ่มรอบการวนทวนนั้น

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

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

1.6 คำนิยามศัพท์เฉพาะ

- **จักรกลเรียนรู้** (machine learning) คือระบบ หรือโค้ด หรือโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่เรียนรู้โครงสร้างของชุดคำถามและคำตอบโดยมิจำเป็นต้องทำการโปรแกรมลำดับการทำงานอย่างชัดแจ้ง (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.
รอบการวนทวนที่ 1	/						
รอบการวนทวนที่ 2	/						
รอบการวนทวนที่ 3		/					
รอบการวนทวนที่ 4		/					
รอบการวนทวนที่ 5			/				
รอบการวนทวนที่ 6			/				
แผนการปล่อยงานที่ 1			/				
รอบการวนทวนที่ 7				/			
รอบการวนทวนที่ 8				/			
รอบการวนทวนที่ 9					/		
รอบการวนทวนที่ 10					/		
แผนการปล่อยงานที่ 2					/		
รอบการวนทวนที่ 11						/	
รอบการวนทวนที่ 12						/	
รอบการวนทวนที่ 13							/
รอบการวนทวนที่ 14							/
แผนการปล่อยงานที่ 3							/

ตารางที่ 1.1: ตารางแสดงรอบการวนทวนและช่วงเวลา

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 จักรกลเรียนรู้

ระบบจักรกลเรียนรู้ (machine learning) อาจนิยามได้ว่าเป็นระบบที่ไม่ต้องมีการป้อนข้อมูล หรือวิธีทำงาน เข้าไปยังโค้ดโปรแกรมอย่างชัดแจ้ง (explicitly) โดยระบบดังกล่าวจะถูกฝึกสอนด้วยชุดของข้อมูลหรือประสบการณ์ (experience) และปรับตัวเองให้ส่งออกคำตอบซึ่งอิงจากประสบการณ์ที่ตนเองเคยได้เรียนรู้มา

หากจะกล่าวให้ละเอียด เราสามารถนิยามโปรแกรมซึ่งสามารถทำการ*เรียน*ได้ดังนี้ [1]

> ***นิยาม* 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) คือความพยายามในการจำลองเซลล์ประสามของมนุษย์ให้อยู่ในรูปแบบจำลองคณิตศาสตร์ ด้วยความเชื่อทางหลักประสาทวิทยา (neurosciences) ว่าความฉลาดของสมองมนุษย์เกิดขึ้นได้จากโครงข่ายประสาทจำนวนมาก ที่เชื่อมเข้าถึงกัน [2]

2.2.1 เปอร์เซปตรอน (Perceptron)

เปอร์เซปตรอน (Perceptron) [3] เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเซลล์สมองหนึ่งเซลล์ โดยมีคุณสมบัติดังนี้

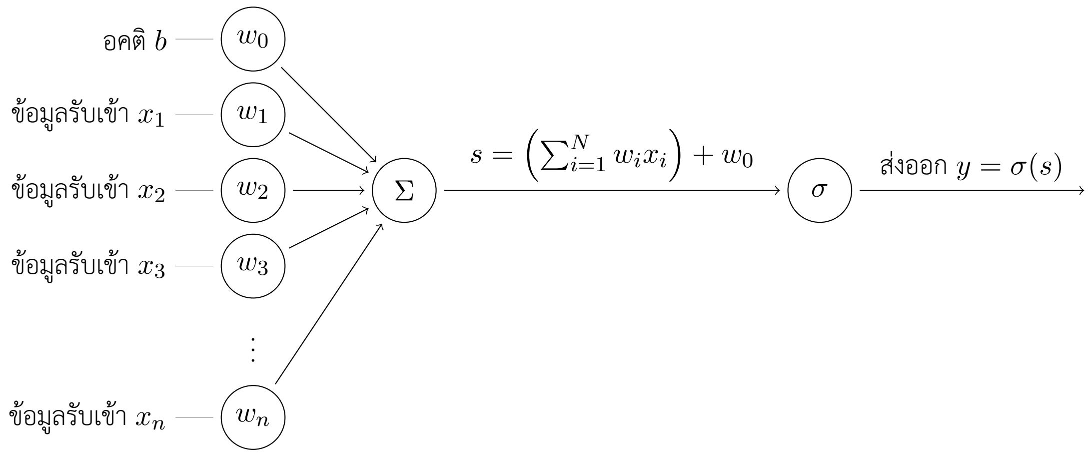
- รับเข้าข้อมูลมาในเซลล์จากหลายแหล่ง และให้น้ำหนักกับข้อมูลนั้นต่างกันไป
- ส่งออกข้อมูลเพียงค่าเดียว

ดังนั้น แบบจำลองทางคณิตศาสตร์สามารถเขียนออกมาจากหลักการสองข้อดังกล่าวได้ด้วยสมการ

$$y = \sigma\left(W^T X + b\right) \tag{2.1}$$

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

ยกตัวอย่างการใช้เปอร์เซปตรอนในการแก้ปัญหาอย่างง่ายได้ในที่นี้



รูปที่ 2.1: เปอร์เซปตรอน

การคาดเดาราคาอสังหาริมทรัพย์

หากสำรวจราคาอสังหาริมทรัพย์แล้วพบว่า

- ราคาอสังหาริมทรัพย์จะเพิ่มขึ้นตามที่ดิน โดยเพิ่มขึ้นทุก 10,000 บาทต่อตารางวา
- ราคาอสังหาริมทรัพย์จะเพิ่มขึ้นตามจำนวนห้องนอน โดยเพิ่มขึ้นทุก 200,000 บาทต่อห้องนอน
- ราคาอสังหาริมทรัพย์จะลดลงตามจำนวนอายุปี โดยลดลงทุก 7,000 บาทต่ออายุของอสังหาริมทัพย์
- ราคากำหนดตรึง (fixed cost) ของอสังหาริมทรัพย์ อยู่ที่ 100,000 บาท

จะสามารถเขียนเปอร์เซปตรอนเพื่อคาดเดาราคาอสังหาริมทรัพย์ได้โดย

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

เมื่อ W ซึ่งเป็นค่าสัมประสิทธิ์แสดงถึงความสัมพันธ์ข้อมูลรับเข้า ซึ่งเขียนได้จากความสัมพันธ์ดังแสดงด้านล่าง

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

หากต้องการคาดเดาราคาบ้านที่มี 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 เป็นค่าที่เรียกว่าค่าอคติ (bias) ของแบบจำลอง

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

ดังนั้น ผลการทำนายราคาบ้านคำนวนได้จาก

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

การสร้างประตูสัญญาณตรรกะด้วยเปอร์เซปตรอน

เราสามารถสร้างประตูสัญญาณตรรกะ (logic gates) บางชนิดได้ด้วยเปอร์เซปตรอน เช่นการสร้าง AND และ OR gate

ยกตัวอย่างโครงสร้างของประตูสัญญาณและซึ่งสามารถสร้างได้ด้วยการกำหนดให้

- 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

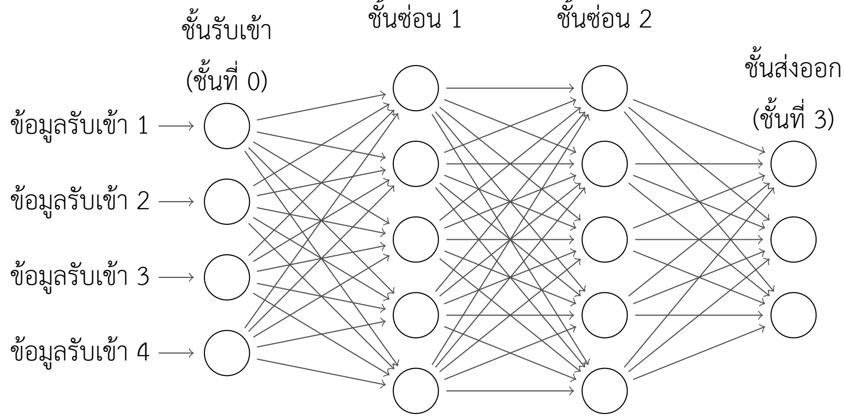
$$\sigma(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 0 \\ 0; & \text{ในกรณีอื่น} \end{cases}$$

และการสร้างประตูสัญญาณหรือสามารถทำได้ในลักษณะเดียวกันโดยเปลี่ยนชุดน้ำหนัก เป็น

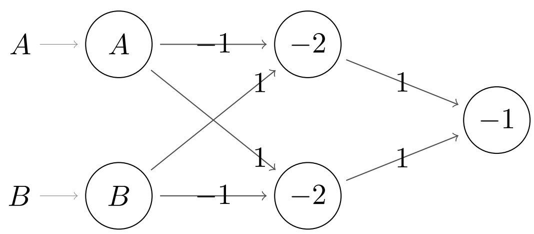
$$W^T = \begin{bmatrix}-1 & 1 & 1\end{bmatrix}$$

2.2.2 เปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi Layer Perceptron)

เราอาจสังเกตว่าเปอร์เซพตรอนหนึ่งตัวนั้นทำหน้าที่ได้เพียนแยก (classify) หรือถดถอย (regress) ปัญหาที่เป็นปัญหาเชิงเส้น (linear problems) ได้เท่านั้น อย่างไนก็ตามหากเรากำหนดให้ฟังก์ชัน f เป็นฟังก์ชันที่ไม่ใช่ฟังก์ชันเส้นตรงแล้ว เราอาจสร้าง**เปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น** (Multi Layer Perceptron) ขึ้นมาได้โดยมีลักษณะดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2: เปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น



รูปที่ 2.3: เปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นซึ่งทำหน้าที่เป็นประตูสัญญาณเฉพาะหรือ

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

$$\boldsymbol{W}_{ij} = \begin{bmatrix} w_{10} & w_{20} & \dots & w_{n_i0} \\ w_{11} & w_{21} & \dots & w_{n_i1} \\ w_{12} & w_{22} & \dots & w_{n_i2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{1n_j} & w_{2n_j} & \dots & w_{n_jn_i} \end{bmatrix}$$

เมื่อจำนวนเปอร์เซปตรอนในชั้นที่ k เขียนแทนด้วย n_k

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

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

เปอร์เซปตรอนดังกล่าว เมื่อรับค่า A และ B เป็น 0 หรือ 1 จะส่งออกค่า $A \oplus B$

2.3 ฟังก์ชันกระตุ้นและความฉลาดของโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 ทฤษฎีบทตัวประมาณฟังก์ชันครอบจักรวาล

เหตุผลที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำงานได้ดี เนื่องจากมีการพิสูจน์ว่าโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถทำหน้าที่เป็นตัวประมาณฟังก์ชันครอบจักรวาล [4] (universal function approximator) กล่าวคือโครงข่ายประสาทเทียม $N : \mathbb{R}^k \to \mathbb{R}^n$ ที่มีความซับซ้อนมากเพียงพอ (ซึ่งจะกล่าวถึงความซับซ้อนนี้ในภายหลัง) สามารถที่จะจำลองฟังก์ชัน $f : \mathbb{R}^k \to \mathbb{R}^n$ (กล่าวคือฟังก์ชันที่มีโดเมน และเรนจ์ เป็นจำนวนจริงใดๆ ในมิติที่เหมือนกับมิติข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทเทียม N) ได้ [5] [6] [7]

บทพิสูจน์ของทฤษฎีนี้ทั้งในรูปแบบของกรณีไม่ตีกรอบความกว้าง (unbounded width case) และกรณีตีกรอบความกว้าง (bounded width case) สามารถศึกษาได้จากแหล่งอ้างอิง รวมถึงแหล่งอ้างอิงเพิ่มเติมที่ใช้การแสดงทัศนภาพ (visualisation) เพื่อการพิสูจน์ทฤษฎีบทดังกล่าว [8]

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 (sqeezer) ช่วงของข้อมูลรับเข้าบนโดเมนจำนวนจริงใดๆ ($\mathbb{R}$) ให้กลายไปเป็นช่วงจำกัดช่วงอื่น (เช่น ช่วง $(0, 1)$ ของฟังก์ชันซิกมอยด์ หรือช่วง $[0, \infty)$ ของฟังก์ชันรีลู)

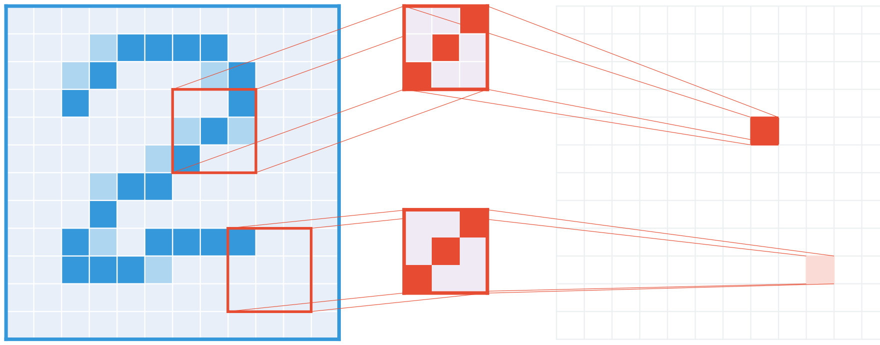
2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) [9] เป็นโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมักถูกใช้กับข้อมูลภาพ [10] โดยคร่าวแล้วโครงข่ายประสาทเทียมในลักษณะดังกล่าวมักประกอบด้วยชั้นประสาทเทียมในลักษณะดังนี้

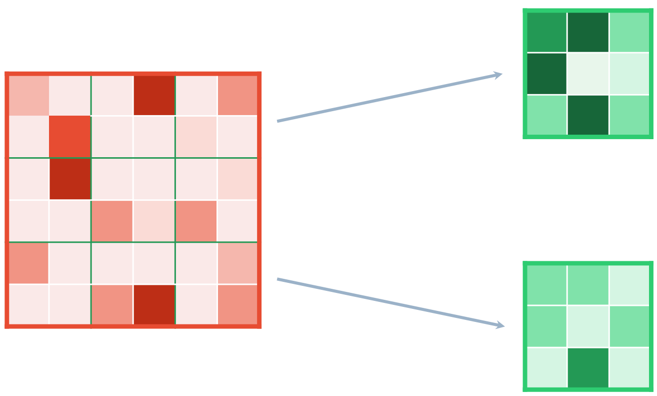
- **ชั้นสังวัฒนาการ** (convolution layer) เป็นชั้นที่กระทำตัวดำเนินการสังวัฒนาการ (convolve) ตัวกรอง (filter) F บนข้อมูลนำเข้า I ด้วยระยะเคลื่อน (stride) S ผลลัพธ์จากการสังวัฒนาการนี้จะเรียกว่าแผนที่ลักษณะ (feature map) ยกตัวอย่างการสังวัฒนาการเพื่อหาเส้นเฉียงในรูปที่ 2.4 สังเกตว่าการสังวัฒนาการด้วยตัวกรองเส้นเฉียงบนเส้นเฉียงบริเวณข้อมูลนำเข้า จะให้ค่าส่งออกที่มากกว่าการสังวัฒนาการตัวกรอกเส้นเฉียงบนจุดพื้นที่อื่นของข้อมูลนำเข้า (ในที่นี้เขียนแทนด้วยสีแดงเข้ม และสีแดงอ่อน)

- **ชั้นบ่อรวม** (pooling layer) เป็นชั้นที่ทำการสุ่มตัวอย่างแบบลดขนาด (downsampling) เพื่อลดขนาดของข้อมูลในขณะที่ยังคงไว้ซึ่งชุดคุณสมบัติที่ข้อมูลรับเข้ามี ชั้นบ่อรวมอาจแบ่งเป็นสองประเภทหลัก

  - **ชั้นบ่อรวมแบบมากสุด** (maximum pooling layer) เป็นชั้นบ่อรวมที่พบได้บ่อยที่สุด



รูปที่ 2.4: ชั้นสังวัฒนาการ ซึ่งแสดงข้อมูลนำเข้าด้วยสีฟ้า และตัวกรองด้วยสีแดง



รูปที่ 2.5: ชั้นบ่อรวม ทั้งแบบบ่อรวมมากสุดและแบบบ่อรวมเฉลี่ย โดยพิจารณาบ่อตามขอบเขตสีเขียว

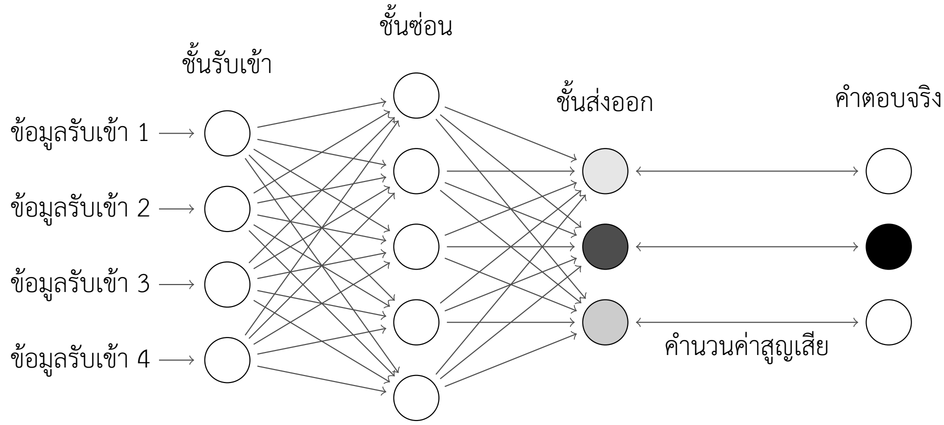
– **ชั้นบ่อรวมแบบเฉลี่ย** (average pooling layer) เป็นชั้นบ่อรวมที่พบในโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการบางรูปแบบ เช่น LeNet
– **ชั้นเชื่อมต่อถึงกันหมด** (fully connected layer) ซึ่งมีลักษณะเหมือนเปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นทั่วไป

การสังวัฒนาการของชั้นสังวัฒนาการในโครงข่ายประสาทเทียม ทำหน้าที่เป็นตัวตรวจจับคุณสมบัติ (feature detector) เช่นการตรวจจับขอบ (edge detection) และชั้นบ่อรวมทำให้ขนาดของผลัพธ์จากชั้นสังวัฒนาการมีขนาดเล็กลง เพื่อให้จำนวนค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องคำนวนนั้นน้อยลง

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

2.5 ค่าสูญเสีย

ค่าสูญเสีย (loss) เป็นค่าที่ใช้ในการบอกว่าแบบจำลองใดๆ ตอบผิดมากหรือน้อยเพียงใด โดยค่าสูญเสียยิ่งมากหมายถึงแบบจำลองตอบผิดมากเท่านั้น



รูปที่ 2.6: การคำนวนค่าสูญเสีย

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 เพื่อยกตัวอย่างการคำนวนดังกล่าว โดยกำหนดให้ฟังก์ชันสูญเสียเป็นผลรวมของผลต่างกำลังสอง

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

ดังนั้น ในกรณีนี้ จะได้ค่าสูญเสียของจุดฝึกหัดนี้เป็น

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

จะเห็นว่า ยิ่งค่า t_i ใกล้เคียง o_i มากขึ้นเท่าใด ค่าสูญเสียก็จะน้อยลงเท่านั้น

นอกจากนี้ เราจะนิยามค่าสูญเสียบนชุดฝึกหัดทั้งชุด เป็น

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

เมื่อ T และ O เป็นชุดคำตอบ และค่าส่งออกจากแบบจำลองของทั้งชุดฝึกหัด ซึ่งชุดฝึกหัดมีความยาวเป็น N

อย่างไรก็ตาม ฟังก์ชันสูญเสียในลักษณะดังกล่าว เป็นฟังก์ชันอย่างง่าย ในการฝึกสอนแบบจำลองทั่วไปมักนิยมใช้ฟังก์ชันอื่น เช่นค่าสูญเสียแบบความวุ่นวายข้ามชั้น (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

เราจะสามารมองฟังก์ชันสูญเสีย เป็นฟังก์ชันที่รับค่าตัวแปรเสริม (กล่าวคือค่าน้ำหนักและอคติของแบบจำลอง) และส่งออกค่าสูญเสียของชุดตัวแปรเสริมนั้น

กล่าวอีกนัย หากเรามีชุดของตัวแปรเสริม $\vec{\theta}_1, \vec{\theta}_2, \ldots, \vec{\theta}_i$ บนโครงสร้างของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning models) ที่มีโครงสร้างเหมือนกัน เราอาจพิจารณาค่าฟังก์ชันสูญเสีย $\mathscr{L}(\vec{\theta}_i)$ บนชุดตัวแปรเสริม $\vec{\theta}_i$ และกล่าวว่าแบบจำลองที่ใช้ชุดตัวแปรเสริม $\vec{\theta}_i$ นั้นทำงานได้ดีกว่า $\vec{\theta}_j$ หาก $\mathscr{L}(\vec{\theta}_i) < \mathscr{L}(\vec{\theta}_j)$

2.6 ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น และการก้าวเคลื่อนถอยหลัง

2.6.1 ตัวดำเนินการเกรเดียนต์

พิจารณาตัวดำเนินการเกรเดียนต์ ซึ่งดำเนินการบนเวกเตอร์ใดๆ

นิยาม* 2.6.1. *เกรเดียนต์ *ของฟังก์ชัน $f(\vec{x})$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันของชุดตัวแปร $\vec{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ ใดๆ จะถูกนิยามเป็นตัวดำเนินการ $\vec{\nabla} f\left(\vec{x}\right)$*

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

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

กรุณาสังเกตว่า ทิศทางของเกรเดียนต์นั้นจะชี้ไปในทิศทางที่เพิ่มขึ้นของฟังก์ชันเสมอ

เมื่อพิจารณาฟังก์ชันสูญเสีย ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่เราต้องการลดค่า เราอาจพิจารณาหาค่าที่น้อยลงของฟังก์ชันได้ ด้วยการคำนวนเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสียใดๆ แล้ว “เดิน” ไปในทิศทางตรงข้ามกับเกรเดียนต์ เปรียบประหนึ่งการเดินลง

ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่นเพื่อการฝึกสอนแบบจำลอง

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

ข้อมูลส่งออก: ค่าตัวแปรเสริม $\vec{\theta}$

- ประกาศตัวแปร $\hat{\theta}$ เป็นค่าสุ่มของเวกเตอร์ความยาวเท่าตัวแปรเสริมที่แบบจำลอง M ต้องการ
- วนซ้ำเป็นจำนวน n รอบ
  - คำนวนหาเกรเดียนต์ของ $\vec{\theta}$ โดย
  $$\vec{\nabla}\mathscr{L}(\vec{\theta})$$
  - ปรับค่า $\vec{\theta}$ โดย
  $$\vec{\theta}' = \vec{\theta} - l\vec{\nabla}\mathscr{L}(\vec{\theta})$$
- ส่งคืนค่า $\vec{\theta}$

รูปที่ 2.7: รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น

เขา ขั้นตอนวิธีดังกล่าวเรียกว่าขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น (gradient descent algorithm) โดยพิจารณาการปรับแบบจำลองอยู่บนเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย

$$\vec{\theta}' = \vec{\theta} - l\vec{\nabla}\mathscr{L}(\vec{\theta}) \tag{2.3}$$

เมื่อ l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

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

2.6.2 ขั้นตอนวิธีก้าวเคลื่อนถอยหลัง

หนึ่งในประเด็นสำคัญที่จำเป็นต้องกล่าวถึงต่อมา คือวิธีการในการคำนวนเกรเดียนต์ $\vec{\nabla}(\vec{x})$ ซึ่งจำเป็นต้องคำนวนอนุพันธ์ (derivation) ของตัวแปรเสริมใดๆ เทียบกับฟังก์ชันสูญเสีย พึงพิจารณาว่าตัวแปรเสริมของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก คือชุดน้ำหนักและค่าอติต่างๆ

อย่างไรก็ตาม การคำนวนเกรเดียนต์และอนุพันธ์ดังกล่าวสามารถทำได้โดยง่าย ผ่านการใช้กฎลูกโซ่ (chain rule) ซึ่งนิยามได้ว่า

$$\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{du} \cdot \frac{du}{dx} \tag{2.4}$$

ในเล่มรายงานนี้จะไม่ลงรายละเอียดถึงขั้นตอนวิธีก้าวเคลื่อนถอยหลัง อย่างไรก็ดี สามารถพิจารณาได้ว่า (1) อนุพันธ์ของฟังก์ชันสูญเสียกับน้ำหนักของชั้นส่งออกสามารถพิจารณาได้โดยตรง และ (2) อนุพันธ์ของฟังก์ชันสูญเสียกับน้ำหนักของชั้นซ่อนใดๆ สามารถพิจารณาได้จากกฎลูกโซ่ดังสมการที่ 2.4 เป็นผลคูณของอนุพันธ์ของฟังก์ชันสูญเสียเทียบกับน้ำหนักของชั้นส่งออก และอนุพันธ์ของน้ำหนักชั้นส่งออกเทียบกับชั้นซ่อน

2.7 การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการก้าวเคลื่อนถอยหลัง

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

$$\eta' = \eta + l\frac{\partial}{\partial \eta}\mathscr{L}(x) \tag{2.5}$$

เมื่อ l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

จะสังเกตได้ว่าสมการที่ 2.5 มีลักษณะคล้ายกับสมการที่ 2.3 เป็นอย่างมาก แตกต่างกันเพียงแต่เครื่องหมายบวกหรือลบ และตัวแปรเทียบสำหรับการทำอนุพันธ์หลายตัวแปร (multivariable derivation) ขอให้สังเกตว่าในขณะที่สมการ 2.3 พยายามหาค่า θ ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย $\mathscr{L}$ มีค่าต่ำที่สุด สมการที่ 2.5 กลับพยายามหาสัญญาณรบกวน η ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย $\mathscr{L}$ มีค่ามากที่สุด กล่าวคือตอบผิดมากที่สุด

2.8 คำอธิบายต่อการเกิดขึ้นของสัญญาณรบกวน

มีหลายทฤษฎีพยายามอธิบายการเกิดขึ้นของการโจมตีแบบจำลอง ซึ่งอาจยกตัวอย่างทฤษฎีและคำอธิบายได้ดังนี้

2.8.1 การประพฤติตัวเป็นเส้นตรง

LeCun และคณะ [11] ศึกษาผลของการโจมตีที่เกิดจาก $\tilde{x}$ โดยอาจพิจารณาได้จากการคูณสมการเพื่อหาค่าส่งออกจากชุดน้ำหนัก (weights) ของชั้นแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning layers)

$$w^\top \tilde{x} = w^\top x + w^\top \eta \tag{2.6}$$

คณะวิจัยสังเกตพฤติกรรมว่าสัญญาณรบกวน η กระตุ้นส่วนของชุดน้ำหนักและฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ในแบบจำลองให้ประพฤติตัวเยี่ยงฟังก์ชันเส้นตรง (linear functions) ซึ่งการแสดงพฤติกรรมดั่งเส้นตรง (linearity) ในกรณีชายขอบ (edge case) ของข้อมูลรับเข้านั้นก่อให้เกิดความเป็นไปได้ที่แบบจำลองจะถูกโจมตี

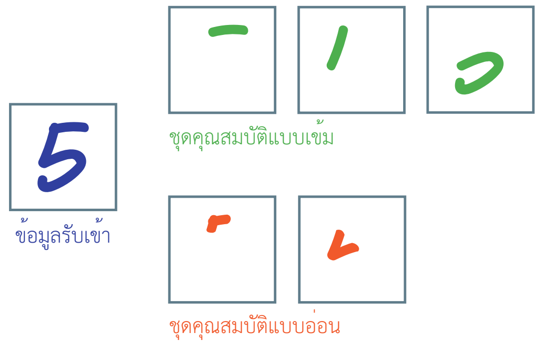
เพื่อพิสูจน์ทฤษฎีดังกล่าว LeCun และคณะ พิจารณาผลความน่าจะเป็นของคำตอบที่ออกจากแบบจำลองเมื่อปรับค่า ϵ ดังแสดงในสมการที่ **??** และพบว่าความน่าจะเป็นของข้อมูลส่งออก (output) ของแต่ละชั้นข้อมูล (class) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับค่า ϵ ที่เพิ่มขึ้นเรื่อยๆ

2.8.2 ทฤษฎีชุดคุณสมบัติแบบอ่อนและแบบเข้ม

Ilyas และคณะ [12] 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)

- ชุดคุณสมบัติแบบเข้ม คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์มองเห็นโดยทั่วไป กล่าวคือเป็นชุดคุณสมบัติที่มนุษย์สามารถสังเกตทำความเข้าใจ และวางหลักการในการจำแนกได้



รูปที่ 2.8: ตัวอย่างชุดคุณสมบัติแบบอ่อน และแบบเข้มที่เป็นไปได้ จากเลข 5

- ชุดคุณสมบัติแบบอ่อน คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์ไม่สามารถมองเห็น หรือมองเห็นแต่ไม่ได้หยิบมาเป็นตัวปัจจัยหลักในการตัดสินใจ และวางหลักการในการจำแนก

จะยกตัวอย่างกรณีการจำแนกเลข 5 เราอาจพิจารณาว่าเลข 5 ดังแสดงในรูปที่ 2.8 ประกอบขึ้นจากขีดหนึ่งขีดแนวขวาง ขีดหนึ่งขีดแนวตั้ง และส่วนโค้งคล้ายวงกลม เป็นชุดคุณสมบัติที่มนุษย์สังเกตและเข้าใจโดยทั่วไป รวมถึงเป็นคุณสมบัติที่มนุษย์ใช้ในการสังเกตเห็นเส้นที่เชื่อมต่อกันจนประกอบเป็นเลข 5 อย่างไรก็ตาม แบบจำลองการเรียนรู้ใดๆ อาจเห็นมุมรอยต่อระหว่างขอบ (ซึ่งอาจสังเกตได้ว่าไม่มีเลขตัวใดเลยนอกจาก 1 ถึง 9 ยกเว้น 5 ที่มีมุมและขอบดังแสดง) เป็นตัวตัดสินใจในการเรียนรู้เลข 5 อย่างไรก็ตาม พึงสังเกตว่าแบบจำลองอาจจะแม้กระทั่งเลือกสังเกตเห็นพื้นที่ว่างบริเวณที่แตกต่างกันไป และใช้พื้นที่ว่างเหล่านั้นเพื่อสร้างข้อสรุปหรือตัดสินใจว่าเลขที่มองเห็นเป็นเลขใด (ซึ่งการนำมาซึ่ง “ข้อสรุป” จากที่ว่างนั้น ขัดกับวิสัยปกติของมนุษย์ในการสังเกตและมองเห็นอย่างชัดเจน)

บรรณานุกรม

[1] T. M. Mitchell, *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill, 1997.

[2] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016. http://www.deeplearningbook.org.

[3] F. Rosenblatt, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain.," *Psychological Review*, vol. 65, no. 6, p. 386–408, 1958.

[4] K. Hornik, "Approximation capabilities of multilayer feedforward networks," *Neural Networks*, vol. 4, no. 2, p. 251–257, 1991.

[5] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, vol. 2, pp. 303–314, Dec. 1989.

[6] M. Leshno, V. Y. Lin, A. Pinkus, and S. Schocken, "Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function," *Neural Networks*, vol. 6, pp. 861–867, Jan. 1993.

[7] A. Kratsios, "Universal approximation theorems," 2019.

[8] M. A. Nielsen, "Neural networks and deep learning," Jan 1970.

[9] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, pp. 2278–2324, 1998.

[10] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1*, NIPS'12, (USA), pp. 1097–1105, Curran Associates Inc., 2012.

[11] I. J. Goodfellow, J. Shlens, and C. Szegedy, "Explaining and harnessing adversarial examples," 2014.

[12] A. Ilyas, S. Santurkar, D. Tsipras, L. Engstrom, B. Tran, and A. Madry, "Adversarial examples are not bugs, they are features," 2019.