

## กิตติกรรมประกาศ

เรียนด้วยความสัตย์จริง, ข้าพเจ้าไม่ใช่คนชอบเขียนเอกสาร และแน่นอนว่าข้าพเจ้าทุ่มเทเวลากับการเขียนรหัสคำสั่งมากกว่างานเอกสาร (จนถึงระดับที่รู้สึกว่าการเขียน  $\text{\LaTeX}$ <sup>1</sup> เพื่อรายงานช่างสนุกเสียเหลือเกิน!) แต่มีส่วนหนึ่งของเอกสารที่ข้าพเจ้าตั้งใจเขียนไม่แพ้กับชุดคำสั่ง—นั่นก็คือกิตติกรรมประกาศฉบับนี้

ข้าพเจ้าแปลกใจเล็กน้อยที่เห็นแม่แบบรูปเล่มรายงานโครงการมีกิตติกรรมประกาศพิมพ์มาให้พร้อม—ข้าพเจ้าเข้าใจในความหวังดีของการใส่ตัวอย่างกิตติกรรมประกาศมาให้ ข้าพเจ้าเป็นคนแปลก (น่าจะใช้คำว่าแปลกกว่าชาวบ้านได้เต็มปาก) ที่ไม่ยอมเขียนกิตติกรรมประกาศเพียงแค่ออกเป็นพิธี ข้าพเจ้ารู้สึกว่าการในเล่มโครงการที่ข้าพเจ้าพยายามเขียนให้ตอบโจทย์ความคาดหวัง มีเพียงพื้นที่ตรงนี้ที่ข้าพเจ้าสามารถเขียนเรื่อยเปื่อยได้โดยไม่ต้องใส่ใจความคาดหวังอะไร

ประการแรก ข้าพเจ้าขอบคุณครอบครัวของข้าพเจ้า—มิใช่เพียงแค่นัก “มารยาท” ว่าชื่อแรกที่ต้องขอบคุณคือครอบครัว แม้ว่าจะมีบางกรณีให้เห็นต่างและสับสน แต่สิ่งหนึ่งที่พิเศษคือครอบครัวข้าพเจ้าเข้าใจในทางที่ข้าพเจ้าเลือกเดินเป็นอย่างดี บทสนทนาเรื่องเรียนต่อกับพ่อ สายโทรศัพท์ที่ถามว่ายังกินยาต้านซึมเศร้าอยู่หรือไม่จากแม่ และมุกตลกที่น้องชายข้าพเจ้าชอบเล่น คงตรึงใจอยู่ในความทรงจำสมัยวัยรุ่น

ข้าพเจ้าขอบคุณผศ.ดร.จิตรัทศน์ ผักเจริญผล มิใช่ในฐานะที่ปรึกษาเพียงอย่างเดียว แต่ในฐานะมิตรสหายบนเวทีเตอร์ด้วย ไม่ว่าจะเป็นข้อความ บทสนทนา เวลากาแฟ หรือใดๆ ก็ตาม ข้าพเจ้าถูกผลักดันให้พบเจอมุมมองที่แตกต่าง ถูกท้าทายความคิด และมุมมองในปัจจุบันของข้าพเจ้า—ซึ่งเป็นตัวนิยามว่าข้าพเจ้า “เป็นใคร”—ก็ได้รับการหล่อหลอมจากอาจารย์ผู้มีใช้น้อย

ขอขอบพระคุณผศ.ดร.ธนาวิทย์ รักธรรมานนท์ สำหรับการเป็นที่ปรึกษาร่วมในโครงการนี้, ขอขอบคุณสำหรับการให้หนทางหลายๆ อย่าง ข้าพเจ้าอาจไม่อยู่ ณ จุดนี้หากไม่ได้รับโอกาสเหล่านั้น

ครั้งฝึกงาน ข้าพเจ้าเขียนย่อหน้าที่ขอบคุณเพื่อนด้วยการนำชื่อมาเรียงต่อกันตามลำดับของสิ่งที่ขอบคุณ (กล่าวคือหากข้าพเจ้าขอบคุณเพื่อนสำหรับ  $t_1, t_2, \dots, t_n$  คำขอบคุณที่  $t_i$  นั้นจะเจาะจงไปยังเพื่อนคนที่  $ni + 1, n \in \mathbb{I}^+$  เป็นพิเศษ) คงได้เวลาที่ข้าพเจ้าจะขอบคุณพวกเขานี้สักครั้ง อย่างละเอียด ให้สมกับความนับถือที่ข้าพเจ้ามีให้กับเขาเหล่านั้น

- รวิสร่า—เราคงไม่ต้องพูดอะไรมาก เราอยากเขียนย่อหน้านี้ให้มันยาวเป็นร้อยบรรทัด ให้ครบกับทุกอย่างที่ให้เรา, เราอยากเขียนเพียง :) ในย่อหน้านี้ด้วยเชื่อว่าไม่มีทางที่เราจะเขียนข้อความเป็นร้อยบรรทัดให้กันได้จบ, แต่ขอบคุณ คุณจริงๆ คงไม่พอหรอก แต่ขอบคุณ
- กิตติยา—กิต ฮิว ซิบิ ซิโบ หิว หิว หรือชื่อไหนก็ตาม, ขอบคุณสำหรับหลายๆ อย่างเช่นเดียวกัน คำว่า “คนที่พิเศษ” จะยังอยู่กับเราในวันที่ไม่ใช่วันที่ดีที่สุดของเรา, ขอบคุณสำหรับคำนี้และอีกหลายอย่าง มัน “พิเศษ” และมาจากคนที่ “พิเศษ” เหมือนกัน
- รล-มุข เรียวเส้น รล (อ่านว่ารอ-หลอ) รูปหล่อ เรือหลวง แรกเหลียว หรือชื่อใดก็ตาม, ปลายปากกาของเพื่อนที่สร้างสรรค์งานวาดช่วยให้เรามีแรงบันดาลใจอย่างไม่น่าเชื่อ (ขออนุญาตพูดว่าขอขอบคุณด้วยเสียงรวิสร่า) และในฐานะที่เราอาจจะไม่ใช่คนที่พูดเก่งด้วยกันทั้งคู่ ทุกการ “บรีบ” นั้นเรารู้ได้ว่ามาจากใจจริงๆ และอยากจะบอกว่ามันช่วยให้โลกนี้ดูง่ายขึ้นมานิดนึงเสมอ ขอขอบคุณ (พูดด้วยเสียงรวิสร่าอีกครั้ง)

<sup>1</sup>ข้าพเจ้าขัดใจเป็นอย่างยิ่งกับการที่ตัว A และ E ถูกแสดงผลด้วยฟอนต์ TH Sarabun New เนื่องด้วยชุดคำสั่ง `textrm` ต่างจากสามตัวที่เหลือที่เป็น Latin Modern

- แพรว-ณิชา, แพรว, แผ่ว, แพร่ว (สามชื่อหลัง ถ้าไม่ผิดหลักการสะกด ก็ไม่ใช่การออกเสียงที่ถูก), มันมักจะมึ่มมึ่มหนึ่งที่เราารู้สึกห่ากัน และมึ่มเดียวกันนั่นเองที่เราารู้สึกว่าเราจะไม่มีความห่ากันได้เลย, ขอขอบคุณสำหรับที่ที่ทำให้ไม่เคยไม่เป็นตัวเองแม้แต่วินาทีเดียว, ไปจัดทริปเฮดเทรอปที่ล้านด้วยกันนะ
- ข้าพเจ้าอยากขอหนึ่งจุดหัวข้อตรงนี้ในการตั้งคำถามว่าเพราะเหตุใดเพื่อนในภาควิชาถึงมีชื่อเล่นมากมายเหลือเกิน
- อัน-มีชุดความคิดชุดหนึ่งที่เรารู้สึกดีใจที่เห็นในตัวอันไม่ใช่หน่วย เป็นชุดความคิดที่ทำให้เราชื่นชมในตัวอันอยู่, ขอให้เติบโตอย่างแข็งแกร่ง และเป็นกำลังใจให้เสมอ
- วรชัยและมอร์แกน-แม้จะห่างกันขึ้นจากเวลาและระยะทาง รวมถึงภาระส่วนตัว แต่ดีใจเสมอที่ครั้งหนึ่งได้มาเจอกันแบบงงๆ และอยู่ด้วยกันสี่ปีจนจบแบบงงๆ เช่นกัน (คำว่างๆ ที่ปรากฏในครั้งหลัง ขยายคำว่าจบ หรือคำว่าอยู่ ขอให้ตีความเอง)
- นิ่ว-คุณเป็นหลายอย่างเหมือนกันในช่วงเวลาที่ผ่านมานี้ คุณเป็นอิงค์ แทงค์ (think tank), คุณเป็นคนวิพากษ์ คุณเป็นอาหารกระตุนสมอง แต่ที่สำคัญ ขอขอบคุณสำหรับส่วนหนึ่งของการทำให้ผมยอมรับในตัวเองได้
- พรหมนัส-ขอขอบคุณสำหรับทุกมีมแดงค์ (dank memes) และการคุยกันทางปรัชญาที่ชวนให้รู้สึกเฮฮาอยู่ไม่น้อย, คุณเป็นคนที่น่าสนใจมากคนนึงเลยนะ
- เปรม และจัย-ขอขอบคุณที่มาเป็นส่วนหนึ่งของกันเมื่อไม่นานมานี้ และดีใจที่ได้มีคุณเป็นหนึ่งในความทรงจำช่วงมหาวิทยาลัย
- เนยสด-แม้เราจะรู้จักกันผ่านวิดีโอเกมมานาน แต่ช่วงเวลาที่เรารู้ได้ร่วมงานกันและสิ่งสถิตในแล็บด้วยกันเป็นช่วงเวลาที่มีความสุข ขอขอบคุณสำหรับทุกความห่วงใยและเมสเสจที่ทักเข้ามาเป็นระยะ

แน่นอนว่ารายชื่อไม่ได้กล่าวถึงทุกคนในภาควิชา-ขอถือโอกาสนี้กล่าวขอบคุณทุกคนจากใจจริงอีกครั้งหนึ่ง และขอถือโอกาสนี้ในการขอบคุณมิตรทุกท่านระดับชั้นมัธยมศึกษาที่ยังคงไม่ปล่อยให้โครงหายออกจากกันไป (และขอภัยสำหรับการแบกแล็บที่ออกไปทำงานทุกครั้งที้นัดกินข้าว-นี่โง่ งานเสร็จแล้วนะ)

ข้าพเจ้าขอขอบคุณสมาชิกกลุ่มวิจัยเชิงทฤษฎี, บรรยาการศาสตร์การทำงานที่นี้พิเศษมาก ข้าพเจ้าไม่คิดว่าจะหาบรรยาการศาสตร์การทำงานแบบนี้ได้จากที่ไหน กลุ่มวิจัยเป็นทั้งที่ทำงาน ที่พักผ่อน ที่ที่อบอุ่นสำหรับข้าพเจ้า, คงเป็นการยากที่ข้าพเจ้าจะบรรยายถึงความทรงจำในห้อง 805, บนโซฟาสีน้ำเงินตัวเก่า, บนเบาะถุงถั่ว (bean bag) สีแดง, และตรงที่นั่งทำงาน ขอขยายคำขอบคุณนี้ไปถึงสมาชิกรับเชิญของกลุ่มวิจัยฯ ทุกท่านที่เข้ามาเยี่ยมเยือนห้องนี้เป็นระยะ

ขอบคุณที่มาร่วมการเรียนรู้เชิงประจักษ์ร้ายทุกคน- วัชรพัฐ เมตตานันท, พงศกร อัจฉริยศักดิ์ชัย, มณฑล จรัสตระกูล-การร่วมงานกับคนเก่งนับเป็นเกียรติอย่างยิ่งสำหรับข้าพเจ้า, การได้ยืนท่ามกลางผู้คนเหล่านั้นช่วยผลักดันให้ข้าพเจ้าเรียนรู้โลกในแง่ที่ตรงกับความจริงมากขึ้น และสร้างความเชื่อมั่นว่าข้าพเจ้าจะไม่มีใครมาหยุดได้

ขอบคุณในความเชื่อที่จะเปลี่ยนโลกด้วยงานวิจัย ของอาจารย์จากสำนักวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันวิทยสิริเมธี: อาจารย์สรณะ นุชอนงค์, อาจารย์ธีรวิทย์ วิไลประสิทธิ์พร, อาจารย์ปรเมษฐ์ มนูญพงศ์, อาจารย์ศุภสรณ์ สุวจนกรณ์ รวมถึงอาจารย์โชคชัย เลี้ยงสุขสันต์ คณบดีคนแรกของสำนักวิชา และขอขอบคุณบุคลากร นิสิต และนิสิต-นักศึกษาฝึกงานของสำนักวิชา ที่พร้อมผลักดันความเชื่อมั่นในสภาพแวดล้อมการทำงานที่พิเศษ เปี่ยมไปด้วยพลังขับเคลื่อนและกำลังใจ: พี่เอ็ม, พี่น้ำเงิน, พี่เดวิด, พี่โอช, พี่แก๊ป, พี่กอง, พี่เจปิง, พี่แบม, พี่คิม, พี่นัท, พี่โอ, พี่อัน, พี่หิมพู่, บิล, พี่ลิลลี่, พี่บาส์ม, พี่แทน, พี่ฉัตร, พี่มินท์, พี่ส้ม, พี่พลอย, พี่เบนซ์, พี่แบงค์, พี่นานาไอซ์, ไททัน, ใบเตย และที่อาจไม่ได้เอ่ยนาม

ในการเดินทางอันยาวไกล ความเหนื่อยล้าเป็นเรื่องธรรมดา ขอขอบคุณภัทรวี ศรีสันติสุข สำหรับความอบอุ่นหัวใจ แบบที่ยากแก่การอธิบาย เสียงของเอ็ดลอปปลอมในวันที่ใจอ่อนล้า, สะกดให้อยู่ในห้วงอารมณ์ในวันที่เร่ร่อน, รอยยิ้มของเอ็ดทำให้ข้าพเจ้าอยากยิ้มได้ดังงามและเป็นความสุขให้คนอื่นได้แบบที่เอ็ดเป็น

ขอบคุณทุกท่านที่ร่วมอุดมการณ์และชุดความคิดเดียวกับข้าพเจ้า สำหรับคำบอกเล่าที่ทรงพลังว่าข้าพเจ้าไม่ได้อยู่เพียงคนเดียว, ในโลกอันกว้างใหญ่ ข้าพเจ้ามีอาจเล็งความรู้สึกว่าตัวเองโดดเดี่ยว หากแต่คนเหล่านี้คือเครื่องย้ำเตือนข้าพเจ้าว่าโลกใบนี้มีได้เปล่าเปลี่ยวและโหดร้ายอย่างที่คิด

ขอขอบคุณหลายสิ่งในชีวิตที่ช่วยให้ข้าพเจ้าอยู่บนโลกนี้ได้ง่ายขึ้น และหลับตานอนได้สบายกว่าที่เคยเป็น: ตู้อบผ้าที่ตั้งใกล้หอข้าพเจ้า, เตาต้มน้ำเสี้ยวหมี, ร้านขายยาต้านซึมเศร้าที่ราคาไม่แพง, พนักงานบริการส่งอาหารทุกท่าน กลไกเล็กๆ เหล่านี้ช่วยให้ข้าพเจ้าเหนื่อยน้อยลง

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าอยากขอบคุณเด็กผู้ชายคนหนึ่ง: แทน ในระดับชั้นประถม, เราจำได้ว่าแทนในตอนนั้นอยากเป็นนักวิทยาศาสตร์ หวังว่านักวิจัยคอมพิวเตอร์คงใกล้เคียงกันอยู่นะ ดีใจด้วย! แทนในระดับชั้นมัธยม เก่งมากนะที่ยืนหยัดตัวเองให้มาในทางที่ชอบแม้ว่าจะมีหั่นเหล็กน้อย ทำได้แล้วนะ

รายงานฝึกงานชิ้นนี้คงเป็นเหมือนสุจิตร์ของกระบวนการสุดท้ายในการแสดงที่ชื่อว่าปริญญาตรีวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ในไม่ช้าบาตองในมือข้าพเจ้าจะส่งสัญญาณตัดจบ (cutoff) ครั้งสุดท้ายในการแสดงนี้, ข้าพเจ้าจะหันหลังกลับไปพบเสียงปรบมือ พบผู้คนที่ยิ้มและชื่นชมกับความสำเร็จของข้าพเจ้า หากมีเสียงปรบมือใดก็ตาม ข้าพเจ้าขอโอบกอดในมือข้าพเจ้าให้เสียงปรบมือเหล่านั้นดังถึงทุกคนในกิตติกรรมประกาศฉบับนี้, และข้าพเจ้าขอน้อมรับทุกเสียงตอบรับที่มีให้กับข้าพเจ้าจากใจจริง ขอขอบคุณ

นาย ศิระกร ลำไย

ผู้จัดทำ

## สารบัญ

กิตติกรรมประกาศ	1
บทที่ 1 บทนำ	6
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	6
1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา	6
1.3 ขอบเขตของการทำโครงการ	6
1.4 ระยะเวลาและแผนดำเนินงาน	7
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	7
1.6 คำนิยามศัพท์เฉพาะ	7
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	9
2.1 จักรกลเรียนรู้	9
2.2 การเรียนรู้เชิงลึก	9
2.2.1 เพอร์เซปตรอน (Perceptron)	9
2.2.2 เพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi Layer Perceptron)	11
2.3 ฟังก์ชันกระตุ้นและความฉลาดของโครงข่ายประสาทเทียม	13
2.3.1 ทฤษฎีบทตัวประมาณฟังก์ชันครอบคลุม	13
2.3.2 ข้อสังเกตต่อฟังก์ชันกระตุ้นและความฉลาด	13
2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ	13
2.5 ค่าสูญเสีย	14
2.5.1 ค่าสูญเสียเมื่อมองจากมุมมองของตัวแปรเสริม	16
2.6 ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น และการก้าวเคลื่อนถอยหลัง	16
2.6.1 ตัวดำเนินการเกรเดียนต์	16
2.6.2 ขั้นตอนวิธีก้าวเคลื่อนถอยหลัง	17
2.7 สัญญาณรบกวน	18
2.8 คำอธิบายต่อการเกิดขึ้นของสัญญาณรบกวน	18
2.8.1 การประพาดตัวเป็นเส้นตรง	18
2.8.2 ทฤษฎีชุดคุณสมบัติแบบอ่อนและแบบเข้ม	19
2.9 การคำนวณหาสัญญาณรบกวน	20
2.9.1 การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการก้าวเคลื่อนถอยหลัง	20

2.9.2	การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการเครื่องหมายเกรเดียนต์แบบเร็ว (FGSM)	20
2.9.3	การฉายเกรเดียนต์ลดหลั่น $k$ ชั้น ( $k$ -PGD)	20
2.9.4	ความต่างของขั้นตอนวิธี	21
2.10	การเรียนรู้เชิงโจมตี	21
<b>บทที่ 3</b>	<b>วิธีดำเนินงาน</b>	<b>22</b>
3.1	การวิเคราะห์และออกแบบขั้นตอนวิธี	22
3.1.1	พฤติกรรมของคลาสเตอร์สัญญาณรบกวน	22
3.1.2	การเสริมความแข็งแกร่งด้วยวิธีการพหุคลาสเตอร์	22
3.2	การทดลองวัดประสิทธิภาพ	22

## 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) แบบเอจิล (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) หนึ่งครั้งเพื่อสรุปงานออกมาเป็นความคืบหน้าที่จับต้องได้ อันเกิดจากการทำงานในกลุ่มรอบการวนทวนนั้น

#### 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

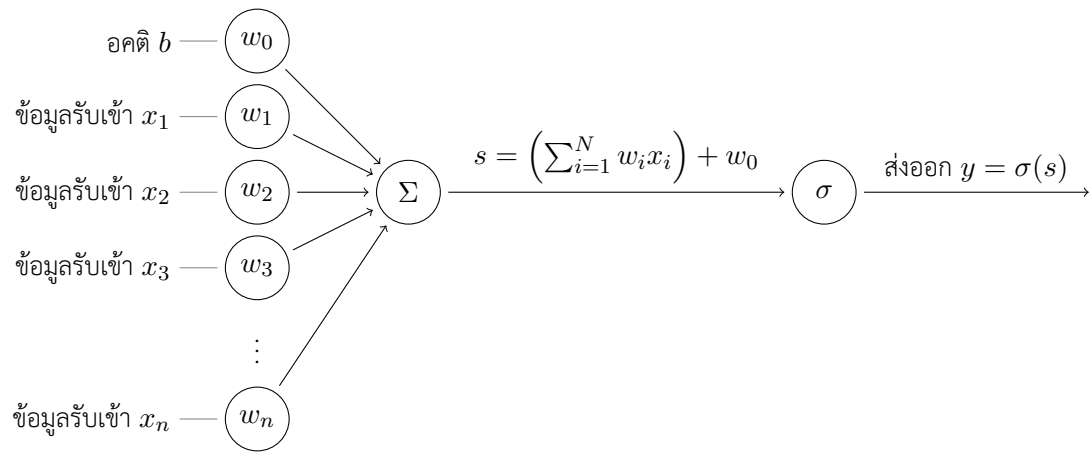
- รับเข้าข้อมูลมาในเซลล์จากหลายแหล่ง และให้น้ำหนักกับข้อมูลนั้นต่างกันไป
- ส่งออกข้อมูลเพียงค่าเดียว

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  $\sigma$  เป็นฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ซึ่งอาจเขียนรูปร่างของเพอร์เซปตรอนให้มีลักษณะรูปคล้ายเซลล์ สมองได้ในลักษณะรูปที่ 2.1

ยกตัวอย่างการใช้เพอร์เซปตรอนในการแก้ปัญหาอย่างง่ายได้ในที่นี้



รูปที่ 2.1: เพอร์เซปตรอน

### การคาดเดาราคาส่งหาหมทรัพย์

หากสำรวจราคาอสังหาริมทรัพย์แล้วพบว่า

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

จะสามารถเขียนเพอร์เซปตรอนเพื่อคาดเดาราคาส่งหาหมทรัพย์ได้โดย

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

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  $x_0$  เป็นค่าที่เรียกว่าอคติ (bias) ของแบบจำลอง

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

ดังนั้น ผลการทำนายราคาบ้านคำนวณได้จาก

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

### การสร้างประตูลัษณตรรกะด้วยเปอร์เซปตรอน

เราสามารถสร้างประตูลัษณตรรกะ (logic gates) บางชนิดได้ด้วยเปอร์เซปตรอน เช่นการสร้าง AND และ OR gate

ยกตัวอย่างโครงสร้างของประตูลัษณตรรกะและซึ่งสามารถสร้างได้ด้วยการกำหนดให้

- $X$  เป็นเมทริกซ์ขนาด  $1 \times 2$  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

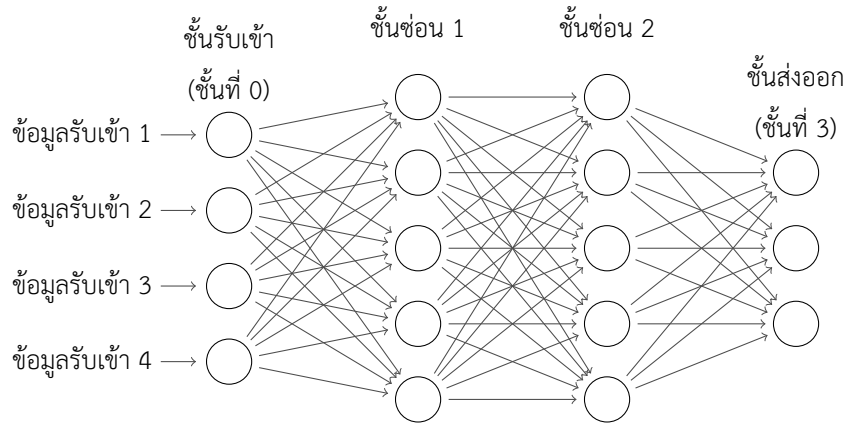
$$\sigma(x) = \begin{cases} 1; & x \geq 0 \\ 0; & \text{ในกรณีอื่น} \end{cases}$$

และการสร้างประตูลัษณตรรกะหรือสามารถทำได้ในลักษณะเดียวกันโดยเปลี่ยนชุดน้ำหนัก เป็น

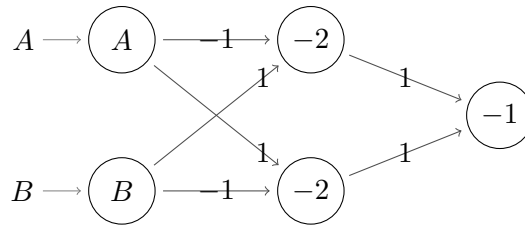
$$W^T = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

### 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  $\sigma$  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 จะส่งออกมา  $A \oplus B$

## 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

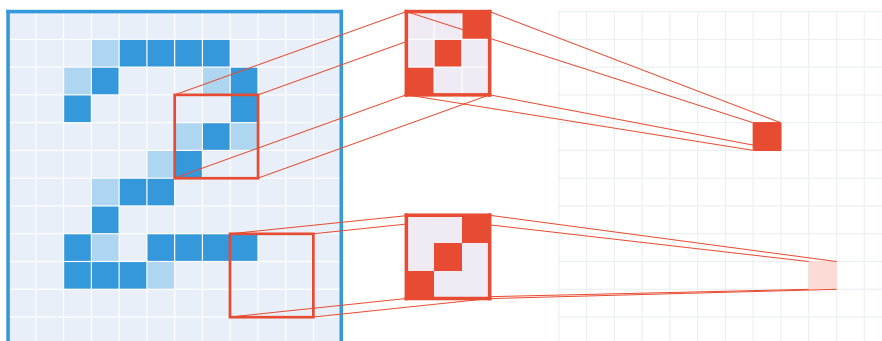
อย่างไรก็ดี หากพิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมใดๆ ที่ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น  $f(x) = x$  เราจะพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมใดๆ จะสามารถยุบให้อยู่ในรูปของเปอร์เซปตรอนเพียงตัวเดียว และทำให้ไม่สามารถตัดสินใจปัญหาได้มากกว่าปัญหาที่แบ่งแยกเชิงเส้นได้ (linearly separable problems)

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

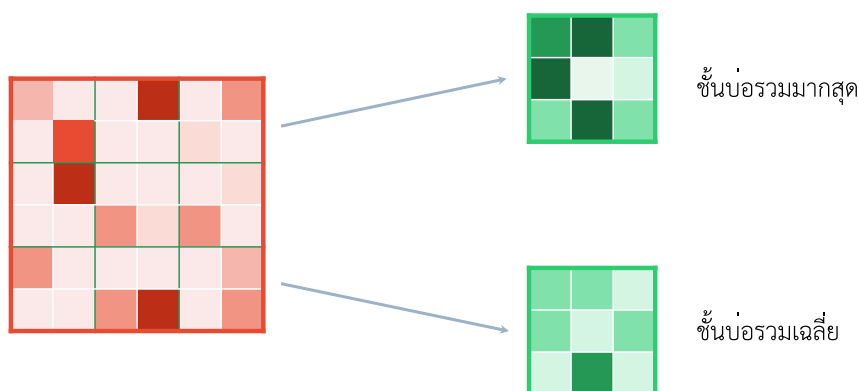
## 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ

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

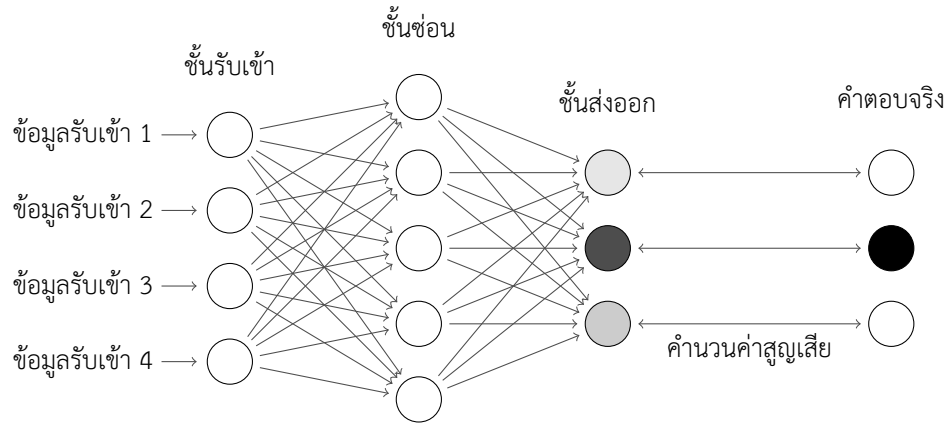
- **ชั้นบ่อรวมแบบเฉลี่ย** (average pooling layer) เป็นชั้นบ่อรวมที่พบในโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการบางรูปแบบ เช่น LeNet
- **ชั้นเชื่อมต่อถึงกันหมด** (fully connected layer) ซึ่งมีลักษณะเหมือนเปอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นทั่วไป

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  $\theta_i$  และกล่าวว่าแบบจำลองที่ใช้ชุดตัวแปรเสริม  $\theta_i$  นั้นทำงานได้ดีกว่า  $\theta_j$  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



เขา ขั้นตอนวิธีดังกล่าวเรียกว่าขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ดลัน (gradient descent algorithm) โดยพิจารณาการปรับแบบจำลองอยู่บนเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย

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

เมื่อ  $l$  เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

---

**ขั้นตอนวิธี 1** ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ดลันเพื่อการฝึกสอนแบบจำลอง

---

ประกาศตัวแปร  $\hat{\theta}$  เป็นค่าสุ่มของเวกเตอร์ความยาวเท่าตัวแปรเสริมที่แบบจำลอง  $M$  ต้องการ

สำหรับ  $i = 0$  ถึง  $N$  ทำ

    คำนวณเกรเดียนต์ของ  $\vec{\theta}$  โดย

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

    ปรับค่า  $\vec{\theta}$  โดย

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

จบการวนสำหรับ

    ส่งคืนค่า  $\vec{\theta}$

---

รหัสเทียมของขั้นตอนวิธีดังกล่าวสามารถศึกษาได้จากขั้นตอนวิธี 1

หากอธิบายโดยคร่าว ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ดลัน พยายามหาค่าตัวแปรเสริม  $\theta_{\text{OPT}}$  โดยการเริ่มจากการสุ่มตัวแปรเสริม  $\theta$  แล้วคำนวณเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย และค่อยๆ ปรับค่า  $\theta$  ตามทิศทางตรงข้ามกับเกรเดียนต์เรื่อยๆ จนกระทั่งถึงจุดที่ฟังก์ชันสูญเสียมีค่าน้อยที่สุด

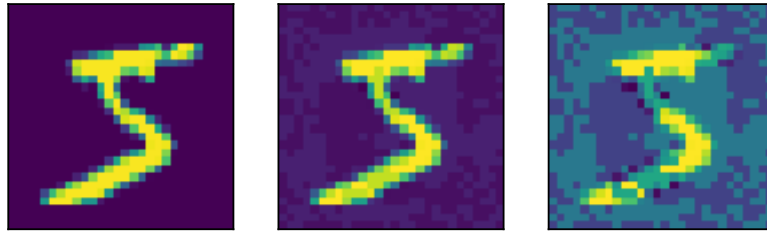
## 2.6.2 ขั้นตอนวิธีกาวเคลื่อนถอยหลัง

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

อย่างไรก็ตาม การคำนวณเกรเดียนต์และอนุพันธ์ดังกล่าวสามารถทำได้โดยง่าย ผ่านการใช้กฎลูกโซ่ (chain rule) ซึ่งนิยามได้ว่า

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

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



รูปที่ 2.7: (จากซ้ายไปขวา) รูปเลข 5 ที่ถูกเจือด้วยความเข้มข้นของสัญญาณรบกวนที่ต่างกันที่ระดับ 0.0, 0.01 และ 0.03 ตามลำดับ

## 2.7 สัญญาณรบกวน

การโจมตีแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกด้วยการหาสัญญาณรบกวน  $\eta$  ที่โจมตีแบบจำลองการเรียนรู้  $M$  นั้นมีจุดประสงค์หลักคือหาค่า  $\eta$  ซึ่งอยู่บนโดเมนเดียวกับข้อมูลรับเข้าโครงข่ายประสาทเทียม ที่ทำการเพิ่มค่าของฟังก์ชันสูญเสียจนถึงขีดสุด

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

การหาสัญญาณรบกวนอาจมองเป็นปัญหาการเพิ่มประสิทธิภาพสูงสุด (optimisation problem) โดยพิจารณาการหา

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

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

ทั้งนี้ทั้งนั้น ขนาด (norm) ของ  $\eta$  ต้องมีค่าน้อยเพียงพอเมื่อเทียบกับ  $x$  เพื่อให้ *ความเข้ม* ของสัญญาณรบกวนไม่เข้มจนเกินไปจนสามารถแยกแยะด้วยตาของมนุษย์ได้ว่าเป็นภาพที่ถูกเจือด้วยสัญญาณรบกวน ดังเช่นแสดงในรูปที่ 2.7

## 2.8 คำอธิบายต่อการเกิดขึ้นของสัญญาณรบกวน

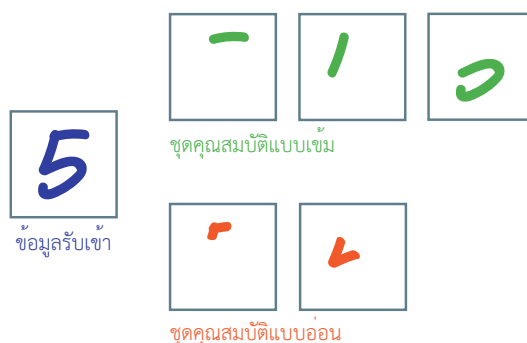
มีหลายทฤษฎีพยายามอธิบายการเกิดขึ้นของการโจมตีแบบจำลอง ซึ่งอาจยกตัวอย่างทฤษฎีและคำอธิบายได้ดังนี้

### 2.8.1 การประพัตตัวเป็นเส้นตรง

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

$$w^T \tilde{x} = w^T x + w^T \eta \quad (2.6)$$

คณะวิจัยสังเกตพฤติกรรมว่าสัญญาณรบกวน  $\eta$  กระตุ้นส่วนของชุดน้ำหนักและฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ในแบบจำลองให้ประพัตตัวเยี่ยงฟังก์ชันเส้นตรง (linear functions) ซึ่งการแสดงพฤติกรรมดังเส้นตรง (linearity) ในกรณีชายขอบ (edge case) ของข้อมูลรับเข้านั้นก่อให้เกิดความเป็นไปได้ที่แบบจำลองจะถูกโจมตี



รูปที่ 2.8: ตัวอย่างชุดคุณสมบัติแบบอ่อน และแบบเข้มที่เป็นไปได้ จากเลข 5

เพื่อพิสูจน์ทฤษฎีดังกล่าว LeCun และคณะ พิจารณาผลความน่าจะเป็นของคำตอบที่ออกจากแบบจำลองเมื่อปรับค่า  $\epsilon$  ดังแสดงในสมการที่ 2.5 และพบว่าความน่าจะเป็นของข้อมูลส่งออก (output) ของแต่ละชั้นข้อมูล (class) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับค่า  $\epsilon$  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)

- ชุดคุณสมบัติแบบเข้ม คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์มองเห็นโดยทั่วไป กล่าวคือเป็นชุดคุณสมบัติที่มนุษย์สามารถสังเกตทำความเข้าใจ และวางหลักการในการจำแนกได้
- ชุดคุณสมบัติแบบอ่อน คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์ไม่สามารถมองเห็น หรือมองเห็นแต่ไม่ได้หยิบมาเป็นตัวปัจจัยหลักในการตัดสินใจ และวางหลักการในการจำแนก

จะยกตัวอย่างกรณีการจำแนกเลข 5 เราอาจพิจารณาว่าเลข 5 ดังแสดงในรูปที่ 2.8 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)

## 2.9 การคำนวณหาสัญญาณรบกวน

ขั้นตอนวิธีการหาสัญญาณรบกวนนั้นมีรายละเอียดต่างกันไปตามวิธีการคำนวณ และแนวคิดของการคำนวณ ดังแสดงตัวอย่างวิธีต่อไปนี้

### 2.9.1 การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการก้าวเคลื่อนถอยหลัง

เมื่อฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกโดยได้ชุดตัวแปรเสริม  $\theta$  สำหรับแบบจำลอง  $M$  ซึ่งต่อไปนี้จะเรียกชุดแบบจำลองและตัวแปรเสริมรวมกันว่า  $M_\theta$  แล้ว เมื่อให้คู่จุดข้อมูลรับเข้าและส่งออก  $(x, y)$  ใดๆ เราอาจหาสัญญาณรบกวนได้ว่า

$$\eta' = \eta + l \frac{\partial}{\partial \eta} \mathcal{L}(x) \quad (2.7)$$

เมื่อ  $l$  เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

จะสังเกตได้ว่าสมการที่ 2.7 มีลักษณะคล้ายกับสมการที่ 2.3 เป็นอย่างมาก แตกต่างกันเพียงแต่เครื่องหมายบวกหรือลบ และตัวแปรเทียบสำหรับการทำอนุพันธ์หลายตัวแปร (multivariable derivation) ขอให้สังเกตว่าในขณะที่สมการ 2.3 พยายามหาค่า  $\theta$  ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย  $\mathcal{L}$  มีค่าต่ำที่สุด สมการที่ 2.7 กลับพยายามหาสัญญาณรบกวน  $\eta$  ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย  $\mathcal{L}$  มีค่ามากที่สุด กล่าวคือตอบผิวดมมากที่สุด

### 2.9.2 การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการเครื่องหมายเกรเดียนต์แบบเร็ว (FGSM)

Goodfellow และคณะ [?] ได้เสนอขั้นตอนวิธีสำหรับคำนวณหาสัญญาณรบกวน  $\eta$  สำหรับชุดจุด  $(x, y)$  โดยสังเกตทิศทางของเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย  $\mathcal{L}$  เทียบกับ  $x$  ซึ่งสามารถคำนวณได้จาก

$$\eta = \epsilon \text{sign} \left( \vec{\nabla}_x \mathcal{L}(\theta, x, y) \right) \quad (2.8)$$

เรียกขั้นตอนวิธีนี้ว่าวิธีการเครื่องหมายเกรเดียนต์แบบเร็ว (Fast Gradient Sign Method: FGSM)

แนวคิดเบื้องหลังขั้นตอนวิธีนี้คือ เมื่อมีเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสียต่อแบบจำลอง ทิศทางของเกรเดียนต์นั้นย่อมทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงต่อค่าของฟังก์ชันสูญเสียมากขึ้นที่สุด

ค่าจากฟังก์ชัน sign นั้นจะเป็นค่าบวกหรือลบหนึ่ง กล่าวคือเราสนใจพิจารณาเฉพาะทิศทางของเกรเดียนต์ และจะทำการคูณค่านั้นด้วยค่าคงที่  $\epsilon$  เพื่อเจือสัญญาณรบกวนไม่ให้มีความเข้มข้นมากเกินไป

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

### 2.9.3 การฉายเกรเดียนต์ลดหลั่น $k$ ชั้น ( $k$ -PGD)

ขั้นตอนวิธี FGSM นั้นมีข้อดีในด้านเวลาการทำงาน อย่างไรก็ตาม การประมาณค่าของเกรเดียนต์ที่มากที่สุดโดยมิได้พิจารณาถึงพื้นผิวของฟังก์ชัน ย่อมทำให้ค่าของเกรเดียนต์ที่ออกมา นั้นผิดเพี้ยน และไม่ได้ค่าฟังก์ชันสูญเสียที่มากที่สุด ทำให้ไม่ใช่ว่าชุดสัญญาณรบกวนที่ดีที่สุดที่จะโจมตีแบบจำลองได้

Madry และคณะ [?] จึงศึกษาขั้นตอนวิธีที่ใช้การวนซ้ำเพื่อหาค่าของ  $x' = x + \eta$  โดยมุ่งให้การวนซ้ำนั้นช่วยในการปรับค่าของ  $\eta$  เพื่อเพิ่มค่าฟังก์ชันสูญเสียอย่างแม่นยำ โดยปรับค่าของ  $x'$  ในแต่ละรอบ  $t$  ได้จากสมการ

$$x'_t = \text{Proj}_{x'}^\epsilon(x_{t-1} + \alpha \vec{\nabla}_{x_{t-1}} \mathcal{L}(x_{t-1})) \quad (2.9)$$

เมื่อ  $x_0 = x$

ขั้นตอนวิธีดังกล่าวเรียกว่าขั้นตอนวิธีการฉายเกรเดียนต์ลดทอน  $k$  ชั้น ( $k$ -Projected Gradient Descent:  $k$ -PGD) โดยจะวนซ้ำขั้นตอนนี้เป็นจำนวน  $k$  ครั้ง จะสังเกตว่าในรอบการวนซ้ำจะทำการฉาย (project) ทิศทางของเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสียออกไปเป็นระยะทาง  $\alpha$  และฉายกลับเข้ามายังกรอบ  $\epsilon$  ที่กำหนดไว้หากขนาดของสัญญาณรบกวนมีค่าเกินตามต้องการ

#### 2.9.4 ความต่างของขั้นตอนวิธี

แม้ว่าขั้นตอนวิธี  $k$ -PGD จะทำงานได้ช้า แต่การทำงานที่เป็นแบบการวนซ้ำ (iteratively) ช่วยให้มั่นใจว่าการเพิ่มขึ้นของสัญญาณรบกวนจากเกรเดียนต์เป็นไปได้อย่างแม่นยำและสร้างความเสียหายให้การโจมตีได้มาก

ในขณะเดียวกัน ขั้นตอนวิธี FGSM แม้จะไม่สามารถสร้างสัญญาณโจมตีที่มีประสิทธิภาพ แต่ก็สามารถสร้างสัญญาณโจมตีที่โจมตีในกรณีทั่วไปได้ และสร้างได้อย่างรวดเร็ว

#### 2.10 การเรียนรู้เชิงโจมตี

การเรียนรู้เชิงโจมตีเป็นขั้นตอนวิธีหนึ่งในการเสริมความทนทานต่อการโจมตีให้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เชิงโจมตีที่ง่ายที่สุดคือการสร้างชุดข้อมูลประสงคร้ายและนำไปฝึกสอนร่วมกับชุดข้อมูลฝึกหัดตั้งต้น ดังแสดงใน

---

**ขั้นตอนวิธี 2** การเสริมความแข็งแกร่ง (การเรียนรู้เชิงโจมตี)

---

รับเข้า:  $M$  เป็นแบบจำลองการเรียนรู้

รับเข้า:  $X$  เป็นชุดข้อมูลที่จะทำการโจมตี

รับเข้า:  $e$  เป็นจำนวนรอบการวนซ้ำ (epochs) ในการฝึกสอน

รับเข้า:  $m$  และ  $n$  เป็นขนาดของชุดฝึกสอนเล็กจิ๋ว (minibatch) บนชุดข้อมูลต้นฉบับและชุดข้อมูลประสงคร้าย

สำหรับ  $i = 1$  ถึง  $e$  ทำ

สร้างชุดฝึกสอนจิ๋วบนชุดข้อมูลต้นฉบับ  $B = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ .

สร้างชุดฝึกสอนจิ๋วบนชุดข้อมูลประสงคร้าย  $B' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$ .

ฝึกสอนแบบจำลองด้วยชุดฝึกสอนเล็กจิ๋ว  $B$  และ  $B'$

จบการวนสำหรับ

ส่งออก: แบบจำลอง  $M$

---

## บทที่ 3

### วิธีดำเนินงาน

#### 3.1 การวิเคราะห์และออกแบบขั้นตอนวิธี

โครงการวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ชั้นนี้มุ่งเสนอแนวคิดสำหรับการวิเคราะห์คลัสเตอร์เพื่อโจมตีแบบจำลองและใช้การโจมตีนั้นในการสอนแบบจำลองให้ทนทานต่อการโจมตี โดยตั้งอยู่บนแนวคิดและสมมติฐานต่อไปนี้

##### 3.1.1 พฤติกรรมของคลัสเตอร์สัญญาณรบกวน

หนึ่งในปัญหาของขั้นตอนวิธีเสริมความแข็งแกร่งแบบจำลอง คือการสร้างชุดสัญญาณรบกวนเพื่อฝึกสอนนั้นกินเวลานาน แม้จะมีขั้นตอนวิธีที่คำนวณได้อย่างรวดเร็วเช่นขั้นตอนวิธี FGSM แต่ขั้นตอนวิธีที่ใช้เวลาคิดคำนวณเร็วไม่สามารถสร้างสัญญาณรบกวนที่มีประสิทธิภาพในการโจมตีแบบจำลอง และสัญญาณรบกวนดังกล่าวไม่สามารถใช้ฝึกสอนแบบจำลองให้ทนทานต่อการโจมตีได้ [?]

เพื่อลดปัญหาดังกล่าว โครงการชั้นนี้มุ่งเสนอแนวคิดที่ว่า

**ข้อเฝ้าระวัง 1:** เมื่อให้ชุดข้อมูลประสงคร้าย  $X'$  ที่โจมตีชุดข้อมูล  $X$  พฤติกรรมของสัญญาณรบกวน  $\eta$  สามารถจัดเป็นกลุ่มย่อยๆ ได้ และการโจมตีในสมาชิกของกลุ่มย่อยสามารถเกิดขึ้นได้ด้วยชุดสัญญาณโจมตีอื่นๆ ในจุดกลุ่มนั้น

**ข้อเฝ้าระวัง 2:** ผลการจัดกลุ่มคลัสเตอร์สัญญาณรบกวน ไม่ว่าจะบนสัญญาณรบกวนที่ได้มาจากวิธีการใด จะมีสมาชิกของแต่ละคลัสเตอร์ใกล้เคียงกัน

ด้วยข้อสมมติฐานที่ 2 เราสามารถสร้างสัญญาณรบกวนด้วยขั้นตอนวิธีที่เร็วเพื่อสร้างคลัสเตอร์ของสัญญาณรบกวนได้ เมื่อประกอบกับข้อสมมติฐานที่ 1 เราสามารถรู้ของคลัสเตอร์มาช่วยร่นเวลาในการโจมตีแบบจำลองได้

ขั้นตอนวิธี 3 เสนอการคลัสเตอร์ข้อมูล และพยายามสร้างสัญญาณโจมตีด้วยขั้นตอนวิธีที่แม่นยำเพียงหนึ่งสัญญาณต่อคลัสเตอร์ กล่าวคือขั้นตอนวิธีดังกล่าวเรียกใช้ฟังก์ชันสำหรับสร้างสัญญาณรบกวนที่รวดเร็วเพียงเพื่อจัดกลุ่มของสัญญาณรบกวน ก่อนจะทำการโจมตีอย่างแม่นยำด้วยขั้นตอนวิธีที่แม่นยำ (แต่ไม่มีประสิทธิภาพทางด้านเวลา) ต่อไป

##### 3.1.2 การเสริมความแข็งแกร่งด้วยวิธีการผสมคลัสเตอร์

จากขั้นตอนวิธี 3 เราสามารถนำชุดสัญญาณโจมตีมาฝึกสอนแบบจำลองเพื่อเสริมความแข็งแกร่งได้ ดังแสดงในขั้นตอนวิธี 4

#### 3.2 การทดลองวัดประสิทธิภาพ

นอกจากการเสนอขั้นตอนวิธีแล้ว ผู้จัดทำมุ่งความสนใจไปยังวิธีการวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีด้วยเช่นกัน ผู้จัดทำโครงการจัดทำชุดคำสั่งสำหรับขั้นตอนวิธีที่เสนอในโครงการวิศวกรรมชั้นนี้ บนไลบรารี (library) การเรียนรู้เชิงลึก PyTorch [?]

---

**ขั้นตอนวิธี 3** ขั้นตอนวิธีสร้างสัญญาณรบกวนจากคลัสเตอร์

---

รับเข้า:  $M$  เป็นแบบจำลองการเรียนรู้

รับเข้า:  $X$  เป็นชุดข้อมูลที่จะทำการโจมตี

รับเข้า:  $k$  เป็นจำนวนคลัสเตอร์

รับเข้า:  $f_s$  เป็นฟังก์ชันสร้างสัญญาณรบกวนที่รวดเร็ว

รับเข้า:  $f_e$  เป็นฟังก์ชันสร้างสัญญาณรบกวนที่มีประสิทธิภาพ

สร้างชุดสัญญาณรบกวน  $P_s$  ที่โจมตีแบบจำลอง  $M$  บนชุดข้อมูล  $X$  ด้วยขั้นตอนวิธี  $f_s$

วิเคราะห์คลัสเตอร์ด้วยขั้นตอนวิธี  $k$ -มีนส์ บน  $P_s$  ด้วยจำนวนคลัสเตอร์  $k$  คลัสเตอร์

สำหรับ ทุกคลัสเตอร์  $c_i \in C$  ทำ

สร้างสัญญาณรบกวน  $p_i$  ที่มีความสามารถโจมตีทุกจุด  $c_i$  บนแบบจำลอง  $M$  ด้วยขั้นตอนวิธี  $f_e$

เก็บสัญญาณรบกวน  $p_i$  และเซต  $C_i$  ซึ่งมีสมาชิก  $c_i$  ทุกตัวในคลัสเตอร์  $C$

จบการวนสำหรับ

ส่งออก: ค่า  $p_i$  และ  $c_i$  สำหรับทุก  $i = 1$  ถึง  $k$

---



---

**ขั้นตอนวิธี 4** การเสริมความแข็งแกร่งด้วยวิธีการผสมคลัสเตอร์

---

รับเข้า:  $M$  เป็นแบบจำลองการเรียนรู้

รับเข้า:  $X$  เป็นชุดข้อมูลที่จะทำการโจมตี

รับเข้า:  $e$  เป็นจำนวนรอบการวนซ้ำ (epochs) ในการฝึกสอน

รับเข้า:  $m$  และ  $n$  เป็นขนาดของชุดฝึกสอนเล็กจิ๋ว (minibatch) บนชุดข้อมูลต้นฉบับและชุดข้อมูลประสงค์ร้าย

รับเข้า:  $w$  และ  $w'$  เป็นน้ำหนักของชุดฝึกสอนเล็กจิ๋ว (minibatch) บนชุดข้อมูลต้นฉบับและชุดข้อมูลประสงค์ร้าย

สร้างสัญญาณรบกวนจากคลัสเตอร์ ที่โจมตีข้อมูล  $X$  บนแบบจำลอง  $M$  โดยใช้ขั้นตอนวิธี 3.

สำหรับ  $i = 1$  ถึง  $e$  ทำ

สร้างชุดฝึกสอนจิ๋วบนชุดข้อมูลต้นฉบับ  $B = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ .

สร้างชุดฝึกสอนจิ๋วบนชุดข้อมูลประสงค์ร้าย  $B' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$ .

ฝึกสอนแบบจำลองแบบถ่วงน้ำหนัก โดยให้น้ำหนัก  $w$  บน  $B$  และ  $w'$  บน  $B'$ .

จบการวนสำหรับ

ส่งออก: แบบจำลอง  $M$

---

ชุดคำสั่งทั้งหมดสามารถเข้าถึงออนไลน์ได้ผ่านระบบควบคุมเวอร์ชัน (Software Version Control) GitHub ผ่านทาง <https://github.com/srakrnxKU/adversarial-project/>