การจำแนกกลุ่มของสัญญาณโจมตีแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก
Clustering Analysis of Adversarial Perturbations on Deep Learning Models

ศิระกร ลำใย*, วัชรพัฐ เมตตานันท์†, และ จิตร์ทัศน์ ฝักเจริญผล‡
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
*Email: *sirakorn.l@ku.th, †vacharapat@eng.src.ku.ac.th, ‡jtf@ku.ac.th*

บทคัดย่อ

บทความวิชาการนี้กล่าวถึงการฝึกสอนแบบจำลองอย่างง่าย เพื่อค้นหารูปแบบของสัญญาณรบกวนที่สามารถโจมตีชุดข้อมูลรับเข้า ให้ได้ผลลัพธ์ของแบบจำลองที่ผิดเพี้ยนไปได้ โดยพิจารณาการโจมตีบนโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชื่อมถึงกันทั่ว และโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัฒนาการ โครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบถูกฝึกสอนด้วยชุดข้อมูล MNIST ซึ่งมีชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 60,000 จุด หลังจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม นำข้อมูลทดสอบจำนวน 10,000 จุด มาทำการหาสัญญาณโจมตีความยาวเท่าจำนวนจุดทดสอบ และพยายามทำการเรียนรู้จัดหมวดหมู่ ผลลัพธ์ที่ได้คือ...

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์, จักรกลเรียนรู้, การเรียนรู้เชิงลึก, การโจมตีการเรียนรู้

Abstract

blablabla

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning, Adversarial Attack

1. ความสำคัญและที่มา

แบบจำลองจักรกลเรียนรู้ (machine learning models) นั้นถูกใช้อย่างกว้างขวางในปัจจุบัน อย่างไรก็ตามแบบจำลองใดๆ 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

2. ชุดวรรณกรรมและกระบวนวิธี

2.1. การโจมตีการเรียนรู้

เราจะกล่าวถึงแบบจำลองที่ถูกฝึกสอนให้จัดจำแนกข้อมูลชุด X และ Y และพิจารณาข้อมูลรับเข้า (x, y) หนึ่งจุดบนชุดทดสอบ จะนิยามข้อมูลโจมตี (adversarial) $\tilde{x}$ ว่า

$$\tilde{x} = x + \eta \tag{1}$$

เมื่อเรียก η ว่าสัญญาณรบกวน (perturbations)

ข้อสังเกตที่เกิดขึ้นคือเราอาจจะนิยามชุดสัญญาณรบกวนดังกล่าว ว่ามีความเข้มข้น (intensity) ในระดับที่ต่ำกว่าตามนุษย์จะมองเห็น กล่าวคือเมื่อเทียบกับชุดข้อมูลรับเข้าแล้ว ช่วง (range) ของสัญญาณรบกวนนั้นน้อยกว่าช่วงของข้อมูลรับเข้าที่เป็นไปได้มาก การนิยามดังกล่าวจะใช้การนิยามเซตของสัญญาณรบกวนที่เป็นไปได้ทั้งหมด (พิจารณาว่ามีค่า η ที่เป็นไปได้หลายค่า และแต่ละค่าโจมตีแบบจำลองได้แตกต่างกันออกไป) ว่า

$$H = \{\eta : \|\eta\|_\infty \leq \epsilon\} \tag{2}$$

เมื่อนิยามให้ตัวดำเนินการนอร์มอนันต์ (infinity norm) เป็น

$$\|x\|_\infty = \max_i x_i \tag{3}$$

และค่า ϵ เป็นค่าคงที่บ่งบอกความเข้มข้นของสัญญาณมากสุดที่รับได้ โดยมากมักมีค่าน้อย

2.2. ฟังก์ชันสูญเสีย และการฝึกสอนแบบจำลองด้วยวิธีก้าวเคลื่อนถอยหลัง

พิจารณาการเรียนรู้แบบจำลอง M จะพบว่าการหาตัวแปรเสริม (parameters) θ ที่ดีที่สุดของ M นั้นทำได้ด้วยการนิยามฟังก์ชัน

สูญเสีย (loss function) ℓ_iของจุดฝึกหัด (training point) i ได้ โดยให้ฟังก์ชันสูญเสียเป็นฟังก์ชันที่เปรียบเทียบเป้าหมาย (target) y_i จากชุดฝึกหัด และคำตอบ $\hat{y}_i = M(x_i)$ จากชุดคุณสมบัติ (features) x_i ที่ถูกป้อนเข้าแบบจำลอง

เราอาจนิยามฟังก์ชันสูญเสียอย่างง่ายได้เป็นฟังก์ชันผลของผลต่างกำลังสอง

$$\ell_i = \sum_{i=1}^{M} (\hat{y}_i - y_i)^2 = \sum_{i=1}^{M} (M(x_i) - y_i)^2 \tag{4}$$

เมื่อ M เป็นขนาดของเป้าหมาย (target) สังเกตว่ายิ่งค่าของ $\hat{y}_i$ และ y_i ต่างกันมากเท่าใด (มองอีกมุมหนึ่ง คือยิ่งตอบผิดมากเท่าใด) ค่าดังกล่าวก็จะยิ่งเพิ่มขึ้นมากเท่านั้น อย่างไรก็ดี ในการฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงการจำแนก (classification) ส่วนมาก มักใช้ฟังก์ชันสูญเสียเป็นฟังก์ชันสูญเสียแบบความวุ่นวายข้ามชั้น (cross entropy loss)

$$\ell_i = -\sum_{c=1}^{M} y_{o,c} \ln(p_{o,c}) \tag{5}$$

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

นอกจากนี้เราอาจนิยามผลรวมของฟังก์ชันสูญเสียทั่วทั้งชุดฝึกสอน

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^{N} l_i \tag{6}$$

เป็นผลรวมของฟังก์ชันสูญเสียบนทุกจุดฝึกหัด เมื่อ N เป็นขนาดของชุดฝึกหัด (training set)

อย่างไรก็ดี แม้สมการ 4 และ 5 จะดูเหมือนพิจารณาค่าสูญเสียที่เปลี่ยนไปเมื่อชุดของข้อมูลฝึกหัดเปลี่ยน แต่พึงระวังว่าการนิยามฟังก์ชันสูญเสียดังกล่าว มีขึ้นเพื่อทดสอบว่าค่าตัวแปรเสริม θ ใดๆ ส่งผลให้แบบจำลองให้คำตอบผิดเพี้ยนมากหรือน้อยเพียงใด สังเกตว่าการเปลี่ยนค่า θ จะส่งผลให้ค่าของ $\hat{y}$ และ p ในทั้งสองสมการตามลำดับเปลี่ยนไป และทำให้ความถูกต้องของแบบจำลองเปลี่ยนไปเช่นกัน ดังนั้นเรามักเขียนฟังก์ชันสูญเสียในสมการที่ 6 ใหม่ให้รับค่าตัวแปรเสริม θ เข้ามาเป็น

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_{i=1}^{N} l_i \tag{7}$$

การฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกมักใช้วิธีการเกรเดียนต์ลดหลั่น (gradient descent) โดยพิจารณาการปรับแบบจำลองอยู่บนเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย

$$\theta' = \theta - l \frac{\partial}{\partial \theta} \mathcal{L}(\theta) \tag{8}$$

เมื่อ l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

หากอธิบายโดยคร่าว ขั้นตอนวิธีเกรเดียนต์ลดหลั่น พยายามหาค่าตัวแปรเสริม θ_{OPT} โดยการเริ่มจากการสุ่มตัวแปรเสริม θ แล้วคำนวนเกรเดียนต์ของฟังก์ชันสูญเสีย และค่อยๆ ปรับค่า θ ตามทิศตรงข้ามกับเกรเดียนต์เรื่อยๆ จนกระทั่งถึงจุดที่ฟังก์ชันสูญเสียมีค่าน้อยที่สุด

2.3. การหาสัญญาณรบกวนด้วยวิธีการก้าวเคลื่อนถอยหลัง

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

$$\eta' = \eta + l \frac{\partial}{\partial \eta} \mathcal{L}(x) \tag{9}$$

เมื่อ l เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โดยปกติมักมีค่าไม่มาก

จะสังเกตได้ว่าสมการที่ 9 มีลักษณะคล้ายกับสมการที่ 8 เป็นอย่างมาก แตกต่างกันเพียงแต่เครื่องหมายบวกหรือลบ และตัวแปรเทียบสำหรับการทำอนุพันธ์หลายตัวแปร (multivariable derivation) ขอให้สังเกตว่าในขณะที่สมการ 8 พยายามหาค่า θ ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย $\mathcal{L}$ มีค่าต่ำที่สุด สมการที่ 9 กลับพยายามหาสัญญาณรบกวน η ที่ทำให้ฟังก์ชันสูญเสีย $\mathcal{L}$ มีค่ามากที่สุด กล่าวคือตอบผิดมากที่สุด

2.4. คำอธิบายต่อการเกิดขึ้นของสัญญาณรบกวน

มีหลายทฤษฎีพยายามอธิบายการเกิดขึ้นของการโจมตีแบบจำลอง ซึ่งอาจยกตัวอย่างทฤษฎีและคำอธิบายได้ดังนี้

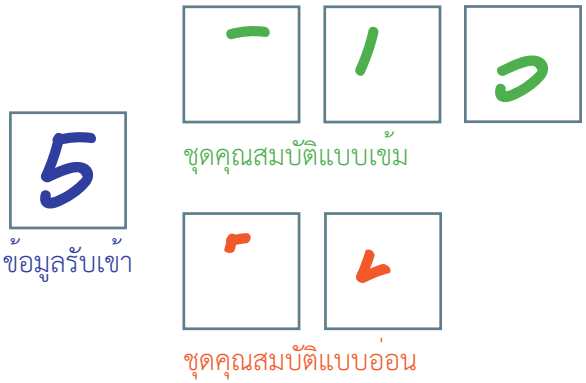
2.4.1. การประพฤติตัวเป็นเส้นตรง. Goodfellow และคณะ พิจารณาลของการโจมตีที่เกิดจาก $\tilde{x}$ อาจพิจารณาได้จากการคูณสมการเพื่อหาค่าส่งออกจากชุดน้ำหนัก (weights) ของชั้นแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning layers)

$$w^\top \tilde{x} = w^\top x + w^\top \eta \tag{10}$$

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

เพื่อพิสูจน์ทฤษฎีดังกล่าว Goodfellow และคณะ พิจารณาผลความน่าจะเป็นของคำตอบที่ออกจากแบบจำลองเมื่อปรับค่า ϵ ดังแสดงในสมการที่ 2 และพบว่าความน่าจะเป็นของข้อมูลส่งออก (output) ของแต่ละชั้นข้อมูล (class) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับค่า ϵ ที่เพิ่มขึ้นเรื่อยๆ

2.4.2. ทฤษฎีชุดคุณสมบัติแบบอ่อนและแบบเข้ม. Ilyas และคณะ ศึกษาโครงสร้างของแบบจำลองเชิงลึก จนนำมาสู่ข้อสรุปว่า “ช่องโหว่ในการโจมตีแบบจำลองเป็นผลโดยตรงจากความอ่อนไหวของแบบจำลองในการวางหลักการบนชุดคุณสมบัติของข้อมูล” (“Adversarial



รูปที่ 1. ตัวอย่างชุดคุณสมบัติแบบอ่อน และแบบเข้มที่เป็นไปได้ จากเลข 5

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 กล่าวคือเป็นชุดคุณสมบัติที่มนุษย์สามารถสังเกต ทำความเข้าใจ และวางหลักการในการจำแนกได้
- ชุดคุณสมบัติแบบอ่อน คือชุดคุณสมบัติที่มนุษย์ไม่สามารถมองเห็น หรือมองเห็นแต่ไม่ได้หยิบมาเป็นตัวปัจจัยหลักในการตัดสินใจ และวางหลักการในการจำแนก

จะยกตัวอย่างกรณีการจำแนกเลข 5 เราอาจพิจารณาว่าเลข 5 ดังแสดงในรูปที่ 1 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)

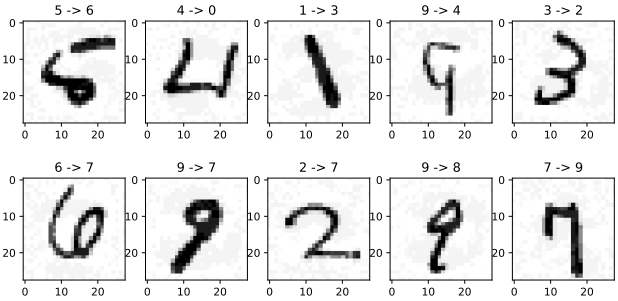
2.5. การทดลองหาสัญญาณรบกวนบนชุดข้อมูล MNIST

ในงานชิ้นนี้ ผู้เขียนทำการฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบชั้นเชื่อมถึงกันหมด (Fully-connected Deep Learning model) บนฐานข้อมูล MNIST ซึ่งประกอบด้วยชุดฝึกหัดจำนวน 60,000 ข้อมูล มีชุดคุณสมบัติ (features) เป็นรูปภาพลายมือเขียนตัวเลขขนาด 28 พิกเซลแบบขาวดำ และมีชั้นเป้าหมาย (targets) เป็นตัวเลข 1-9 ที่ปรากฏในรูป เมื่อทำการฝึกสอนแบบจำลองเป็นที่เรียบร้อย ผู้เขียนหาสัญญาณโจมตี η จำนวน 10,000 จุด บนแต่ละจุดข้อมูลของชุดทดสอบความยาว 10,000 ข้อมูล กล่าวคือสัญญาณโจมตี η_i โจมตีจุดทดสอบ (x_i, y_i)

ข้อมูลคุณสมบัติในทั้งชุดฝึกสอนและชุดทดสอบถูกปรับช่วงข้อมูล (rescale) ให้อยู่ในช่วง $[-1, 1]$ วัดผลด้วยฟังก์ชันสูญเสียแบบความซับซ้อนข้ามชั้น (cross entropy loss) ดังแสดงในสมการที่ 5 ใช้อัตราการเรียนรู้ (learning rate) $l = 0.03$ และฝึกสอนเป็นจำนวน 20 รอบวนซ้ำ (epochs)

เป้าหมาย	ข้อมูลดั้งต้น			ข้อมูลที่ถูกโจมตี		
	พริซิชัน	รีคอลล์	เอฟ-1	พริซิชัน	รีคอลล์	เอฟ-1
0	0.93	0.98	0.96	0.88	0.95	0.91
1	0.97	0.97	0.97	0.94	0.91	0.93
2	0.93	0.92	0.93	0.77	0.82	0.80
3	0.91	0.92	0.91	0.74	0.74	0.74
4	0.93	0.93	0.93	0.80	0.82	0.81
5	0.91	0.89	0.90	0.71	0.71	0.71
6	0.93	0.95	0.94	0.89	0.85	0.87
7	0.95	0.91	0.93	0.87	0.80	0.84
8	0.89	0.90	0.89	0.70	0.74	0.72
9	0.92	0.91	0.92	0.80	0.77	0.78

ตารางที่ 1. ตารางแสดงค่าพริซิชัน (precision) รีคอลล์ (recall) และคะแนน F-1 ของแบบจำลอง ก่อนและหลังการโจมตี



รูปที่ 2. ตัวอย่างข้อมูลที่ถูกโจมตี

2.6. การจำแนกกลุ่มของสัญญาณโจมตี

พิจารณาข้อมูลฝึกหัด (x_i, y_i) ซึ่งถูกสัญญาณโจมตี η_i ทำให้แบบจำลองตอบชั้นข้อมูลของ x_i ผิดเป็น m_i ผู้เขียนทำการจำแนกกลุ่ม (clustering) ข้อมูลสัญญาณโจมตี η จำนวน 10,000 ตัว โดยใช้จำนวนกลุ่ม (clusters) 10 กลุ่ม และพิจารณาว่าแต่ละกลุ่มของสัญญาณโจมตีนั้นมีเป้าหมาย y_i ดั้งเดิม และคำตอบที่แบบจำลองตอบออกมาผิด m_i เป็นเท่าใดบ้าง

3. ผลลัพธ์

ตัวอย่างของข้อมูลหลังถูกโจมตีด้วยสัญญาณโจมตี ดังแสดงในรูปที่ 2 พร้อมกับป้ายระบุว่าแบบจำลองเห็นข้อมูลที่ถูกโจมตีเป็นเลขใด

ข้อมูลแสดงอัตราพรีซิชัน (precision) รีคอลล์ (recall) และคะแนนเอฟ-1 (F-1 score) ของแบบจำลองนั้น ดังแสดงในตารางที่ 1 โดยแยกเป็นกรณีคะแนนของชุดทดสอบก่อนการโจมตี และชุดทดสอบหลังโจมตีด้วยความเข้มสัญญาณ $\epsilon = 0.05$ (ดังแสดงในสมการที่ 2)

อาจพิจารณาได้ว่า คะแนนเอฟ-1 ของบางชั้นข้อมูล (เช่นเลข 1) ลดลงไปไม่มากเมื่อเทียบกับชั้นข้อมูลอื่น (เช่นเลข 2 และเลข 5) การพิจารณาลักษณะนี้อาจนำมาสู่สมมติฐานว่าเราไม่สามารถโจมตีเป้าหมายของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแต่ละแบบได้ด้วยความง่ายเท่ากัน อย่างไรก็ตาม สมมติฐานดังกล่าวต้องการการทดลองอีกเป็นจำนวนมากก่อนจะสามารถสรุปได้ว่าจริงหรือไม่จริง

4. อภิปรายผล

4.1. ความแม่นยำของแบบจำลองต่อสัญญาณรบกวน

เมื่อพิจารณาคะแนนเอฟ-1 ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิก (harmonic mean) ของพรีซิชัน (precision) และรีคอลล์ (recall) อาจพิจารณาได้ว่า คะแนนเอฟ-1 ของบางชั้นข้อมูล (เช่นเลข 1) ลดลงไปไม่มากเมื่อเทียบกับชั้นข้อมูลอื่น (เช่นเลข 2 และเลข 5) การพิจารณาลักษณะนี้อาจนำมาสู่สมมติฐานว่าเราไม่สามารถโจมตีเป้าหมายของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแต่ละแบบได้ด้วยความง่ายเท่ากัน อย่างไรก็ตาม สมมติฐานดังกล่าวต้องการการทดลองอีกเป็นจำนวนมากก่อนจะสามารถสรุปได้ว่าจริงหรือไม่จริง

4.2. ความแม่นยำของแบบจำลองต่อสัญญาณรบกวน

5. สรุป