# Robustness via Curvature Regularization, and Vice Versa

Ridge-i inc.

Masanari Kimura (mkimura@ridge-i.com)

#### **About**

#### **Education & Career**

- 筑波大学卒 (2018)
- 株式会社Ridge-iエンジニア (2018~)
- 産総研特専研究員 (2019 ~)

# Twitterやってます @machinery81



#### Researches ater joining Ridge-i

- Interpretation of Feature Space using Multi-Channel Attentional Sub-Networks (CVPRW2019)
- Intentional Attention Mask Transformation for Robust CNN Classification (MIRU2019)
- PNUNet: Anomaly Detection using Positive-and-Negative Noise based on Self-Training Procedure (MIRU2019)
- Progressive Data Increasing as the Neural Network Initializer (JSAI2019)
- Anomaly Detection Using GANs for Visual Inspection in Noisy Training Data (ACCVW2018)
- Analyzing Centralities of Embedded Nodes (ICDMW2018)

今回紹介する論文

# Robustness via Curvature Regularization, and Vice Versa

#### **Abstract**

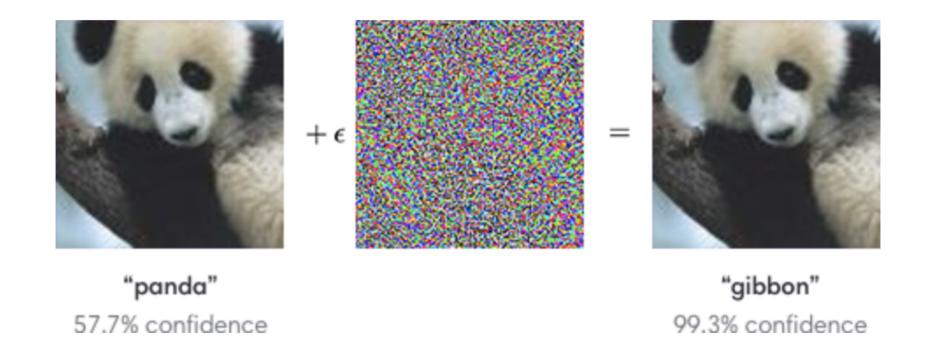
- CVPR2019採択論文 [1]
- Adversarial Attacksに対するロバスト性が損失関数の曲率に依存することを示した
- 損失関数の曲率に基づくロバスト性のBoundsを示した
- DNNsのロバスト性を向上させる正則化手法を提案した

#### **Adversarial Attacks**

- 人間には目視できない小さなノイズを画像に加えるだけでDNNsの 誤分類を誘発できる.
- Adversarial Attacksを完全に阻止する防御手法は存在しない [2]

#### 防御側のモチベーション

DNNsを騙すために必要なノイズのサイズを出来るだけ大きくする



### Why Study Adversarial Attacks?

- スクリプトキディや悪意のある攻撃者からDNNsを守れる
- DNNsの解釈性が上がる
  - なぜDNNsが脆弱なのかを研究することで透明性が向上

# **Adversarial Training**

• Attackへの有効な防御手法の一つとしてAdversarial Trainingが存在 する [3].

#### 直感的理解

• 攻撃に使われそうな微量なノイズをデータ拡張して分類器を学習

#### Adversarial Trainingの解釈性

- 直感的には理解できるが、なぜうまくいくかはあまり議論されない
- 本論文ではAdversarial Trainingによるロバスト性の向上を損失関数の曲率の変形の観点から解釈

### Overview of the paper

本論文のお気持ち&大まかな流れ

- 1. Adversarial Trainingの有無で損失関数の曲率が変化することを観測
- 2. Attackに対するロバストネスのバウンドが曲率で与えられることを 証明
- 3. 曲率を直接正則化することでAdversarial Trainingなしでロバストネスの向上を達成できることを主張

#### **Curvature of Loss Functions**

#### Preliminaries.

• 画像 $x\in\mathbb{R}^d$ に対する任意の損失関数の曲率は、ヘッセ行列の固有値に対応する。

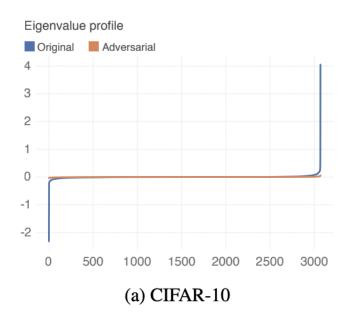
$$H = \left(rac{\partial^2 \ell}{\partial x_i \partial x_j}
ight) \in \mathbb{R}^{d imes d}$$

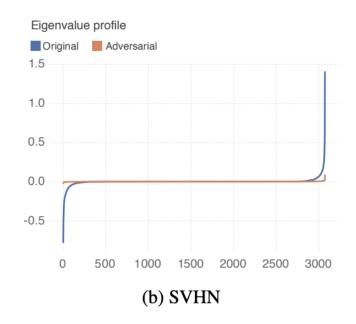
• Note: ヘシアン・ベクトル積は以下で与えられる.

$$Hz=rac{
abla \ell(x+hz)-
abla \ell(x)}{h} \ \ for \ h o 0.$$

# Adversarial Training leads to decrease in the curvature

Adversarial Trainingの前後での、曲率( ~ ヘッセ行列の固有値)の
 変化を観測





### **Upper & Lower Bounds in Robustness**

- ロバストネスのバウンドを導出できると、
  - DNNsがどれだけ脆弱なのかを見積れる
  - バウンドを抑えている項に曲率があれば、それに対して直接正 則化をかけることでロバストネスを向上できる

- DNNsを誤分類させる最小のノイズは以下で与えられる。
  - $\circ$  tは誤分類するかどうかの閾値

$$r^* := argmin_r \|r\| \ \ s.t. \ \ell(x) + 
abla \ell(x)^T r + rac{1}{2} r^T H r \geq t.$$

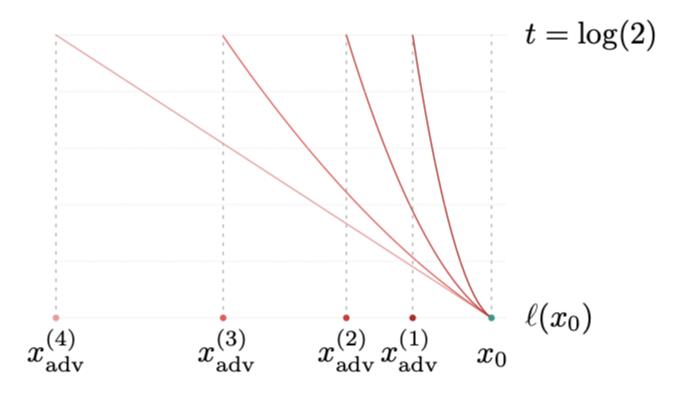
•  $c:=t-\ell(x)\geq 0,\ g=\nabla\ell(x),\ \nu$ をHの最大の固有値、uを対応する固有ベクトルとすると、

$$egin{align} rac{\|g\|}{
u} \Big( \sqrt{1 + rac{2
u c}{\|g\|^2}} - 1 \Big) & \leq \|r^*\| \leq rac{|g^T u|}{
u} \Big( \sqrt{1 + rac{2
u c}{(g^T u)^2}} - 1 \Big) \ & 
ightarrow rac{c}{\|g\|} - 2
u rac{c^2}{\|g\|^3} & \leq \|r^*\| \leq rac{c}{\|g^T u\|} \ \end{pmatrix}$$

- Lower Boundはヘッセ行列の固有値で与えられる
- Upper Boundはヘッセ行列の固有ベクトルで与えられる

# **Intuitive Understanding**

- 得られたバウンドの直感的理解
- 曲率が低いほど、DNNsを騙すのに必要なノイズのサイズが大きい



# **Curvature Regularization (CURE) Method**

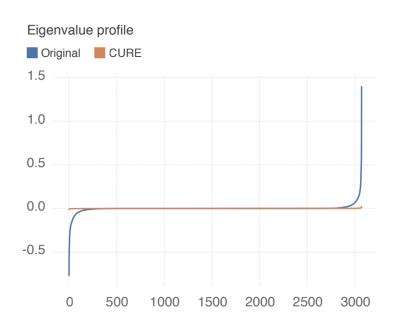
- 観測:ロバストネスのバウンドが損失関数の曲率で与えられる
- 仮定:曲率を直接正則化すればロバストネスの向上を達成できる

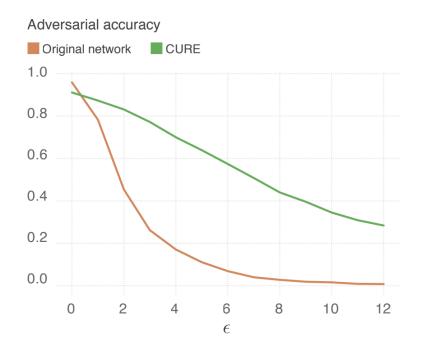
$$L_r = \mathbb{E} \|Hz\|^2 \ 
ightarrow L_r = \|
abla \ell(x+hz) - 
abla \ell(x)\|^2$$

・ ここで
$$z=rac{sign(
abla\ell(x))}{\|sign(
abla\ell(x))\|}$$

# Improving robustness through CURE

- CUREによって損失関数の曲率を抑えることができている
- 同時に、Attackに対するロバストネスの向上も確認





#### Conclusion

- Adversarial Trainingによるロバストネス向上を、損失関数の曲率の 変化の観点から解釈
- 損失関数の曲率に基づいたロバストネスのバウンドを導出

#### References

- [1] Dezfooli, et al. "Robustness via Curvature Regularization, and Vice Versa" The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019.
- [2] Fawzi, Alhussein, Hamza Fawzi, and Omar Fawzi. "Adversarial vulnerability for any classifier." Advances in Neural Information Processing Systems. 2018.
- [3] Goodfellow, Ian J., Jonathon Shlens, and Christian Szegedy. "Explaining and harnessing adversarial examples." arXiv preprint arXiv:1412.6572 (2014).