МИНИМИЗАЦИЯ С УЧЕТОМ РЕЗКОСТИ

Панеш Али, 193

Что обсуждаем?

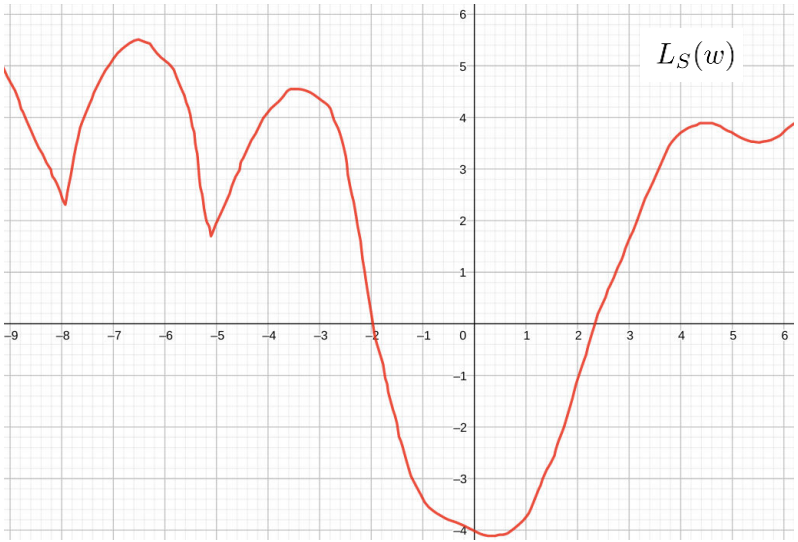
Минимизация с учетом резкости (SAM)

Предпосылки

- Остренькие функции потерь
- Много локальных минимумов

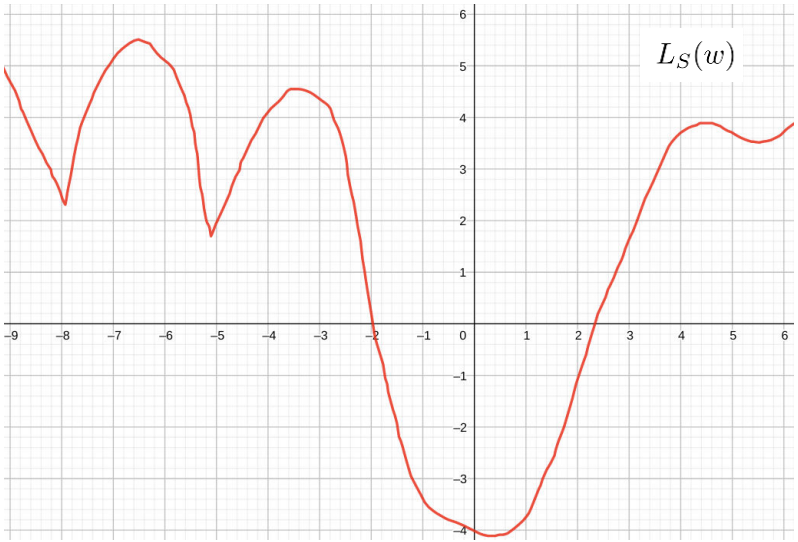
В чем суть?

Функция потерь на тренировочных данных

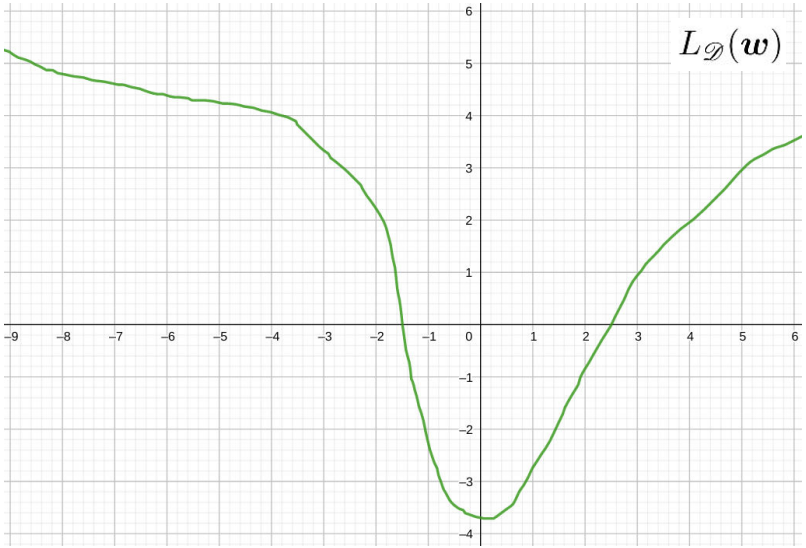


В чем суть?

Функция потерь на тренировочных данных

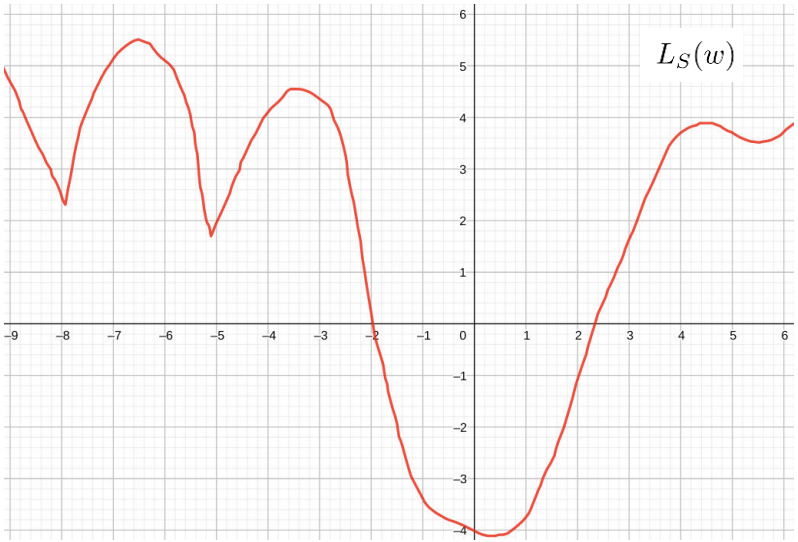


Реальная функция потерь

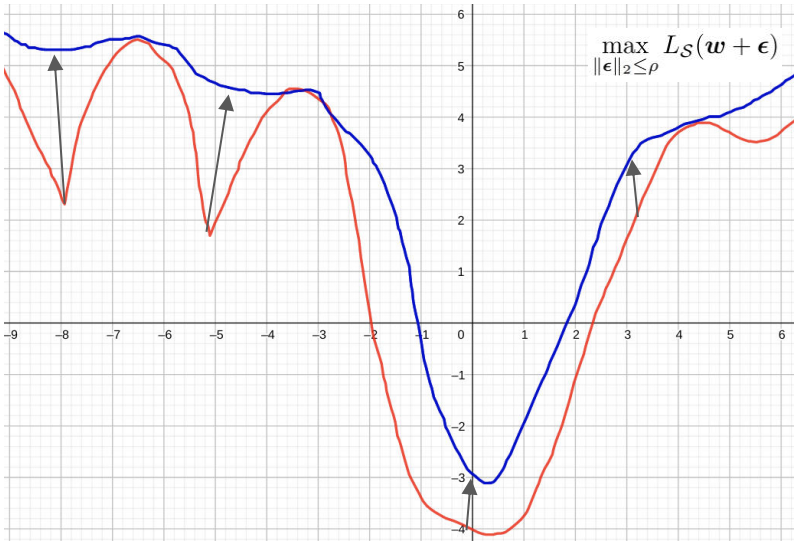


В чем суть?

Функция потерь на тренировочных данных



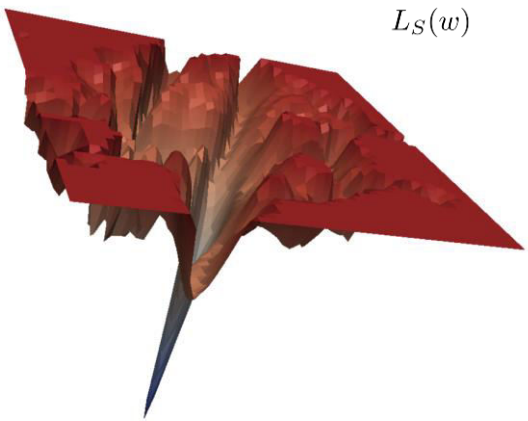
Наша оценка функции потерь

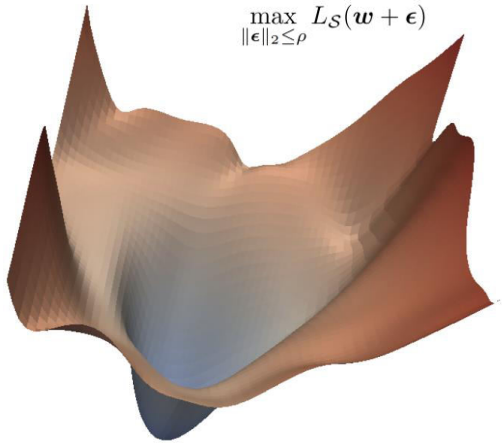


В чем суть?

Функция потерь на тренировочных данных

Наша оценка функции





Как работает обучение

- Спойлер: ничего нового
- Просто новый подсчет “градиента”

Как работает обучение

- Спойлер: ничего нового
- Просто новый подсчет “градиента”
- Считаем оценку на эпсилон $\hat{\epsilon}(\boldsymbol{w})$

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}}(\boldsymbol{w}) = \rho \, \text{sign}\left(\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})\right) |\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})|^{q-1} \Big/ \left(\|\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})\|_q^q \right)^{1/p}$$

Как работает обучение

- Спойлер: ничего нового
- Просто новый подсчет “градиента”
- Считаем оценку на эпсилон $\hat{\epsilon}(\boldsymbol{w})$

$$\hat{\epsilon}(\boldsymbol{w}) = \rho \, \text{sign}\left(\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})\right) |\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})|^{q-1} / \left(\|\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})\|_q^q \right)^{1/p}$$

- Оцениваем градиент

$$\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}^{SAM}(\boldsymbol{w}) \approx \nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(w)|_{\boldsymbol{w}+\hat{\epsilon}(\boldsymbol{w})}$$

Как работает обучение

- Спойлер: ничего нового
- Просто новый подсчет “градиента”
- Считаем оценку на эпсилон $\hat{\epsilon}(w)$

$$\hat{\epsilon}(\boldsymbol{w}) = \rho \, \text{sign}\left(\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})\right) |\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})|^{q-1} / \left(\|\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(\boldsymbol{w})\|_q^q \right)^{1/p}$$

- Оцениваем градиент

$$\nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}^{SAM}(\boldsymbol{w}) \approx \nabla_{\boldsymbol{w}} L_{\mathcal{S}}(w)|_{\boldsymbol{w}+\hat{\epsilon}(\boldsymbol{w})}$$

- Обучаем

Сравнения с другими моделями

Сравнения с другими моделями

		CIFAR-10		CIFAR-100	
Model	Augmentation	SAM	SGD	SAM	SGD
WRN-28-10 (200 epochs)	Basic	**2.7**$_{\pm 0.1}$	3.5$_{\pm 0.1}$	**16.5**$_{\pm 0.2}$	18.8$_{\pm 0.2}$
WRN-28-10 (200 epochs)	Cutout	**2.3**$_{\pm 0.1}$	2.6$_{\pm 0.1}$	**14.9**$_{\pm 0.2}$	16.9$_{\pm 0.1}$
WRN-28-10 (200 epochs)	AA	**2.1**$_{\pm <0.1}$	2.3$_{\pm 0.1}$	**13.6**$_{\pm 0.2}$	15.8$_{\pm 0.2}$
WRN-28-10 (1800 epochs)	Basic	**2.4**$_{\pm 0.1}$	3.5$_{\pm 0.1}$	**16.3**$_{\pm 0.2}$	19.1$_{\pm 0.1}$
WRN-28-10 (1800 epochs)	Cutout	**2.1**$_{\pm 0.1}$	2.7$_{\pm 0.1}$	**14.0**$_{\pm 0.1}$	17.4$_{\pm 0.1}$
WRN-28-10 (1800 epochs)	AA	**1.6**$_{\pm 0.1}$	2.2$_{\pm <0.1}$	**12.8**$_{\pm 0.2}$	16.1$_{\pm 0.2}$
Shake-Shake (26 2x96d)	Basic	**2.3**$_{\pm <0.1}$	2.7$_{\pm 0.1}$	**15.1**$_{\pm 0.1}$	17.0$_{\pm 0.1}$
Shake-Shake (26 2x96d)	Cutout	**2.0**$_{\pm <0.1}$	2.3$_{\pm 0.1}$	**14.2**$_{\pm 0.2}$	15.7$_{\pm 0.2}$
Shake-Shake (26 2x96d)	AA	**1.6**$_{\pm <0.1}$	1.9$_{\pm 0.1}$	**12.8**$_{\pm 0.1}$	14.1$_{\pm 0.2}$
PyramidNet	Basic	**2.7**$_{\pm 0.1}$	4.0$_{\pm 0.1}$	**14.6**$_{\pm 0.4}$	19.7$_{\pm 0.3}$
PyramidNet	Cutout	**1.9**$_{\pm 0.1}$	2.5$_{\pm 0.1}$	**12.6**$_{\pm 0.2}$	16.4$_{\pm 0.1}$
PyramidNet	AA	**1.6**$_{\pm 0.1}$	1.9$_{\pm 0.1}$	**11.6**$_{\pm 0.1}$	14.6$_{\pm 0.1}$
PyramidNet+ShakeDrop	Basic	**2.1**$_{\pm 0.1}$	2.5$_{\pm 0.1}$	**13.3**$_{\pm 0.2}$	14.5$_{\pm 0.1}$
PyramidNet+ShakeDrop	Cutout	**1.6**$_{\pm <0.1}$	1.9$_{\pm 0.1}$	**11.3**$_{\pm 0.1}$	11.8$_{\pm 0.2}$
PyramidNet+ShakeDrop	AA	**1.4**$_{\pm <0.1}$	1.6$_{\pm <0.1}$	**10.3**$_{\pm 0.1}$	10.6$_{\pm 0.1}$

Сравнения с другими моделями: ResNet

Model	Epoch	SAM		Standard Training (No SAM)	
		Top-1	Top-5	Top-1	Top-5
ResNet-50	100	**22.5**$_{\pm 0.1}$	6.28$_{\pm 0.08}$	22.9$_{\pm 0.1}$	6.62$_{\pm 0.11}$
	200	**21.4**$_{\pm 0.1}$	5.82$_{\pm 0.03}$	22.3$_{\pm 0.1}$	6.37$_{\pm 0.04}$
	400	**20.9**$_{\pm 0.1}$	5.51$_{\pm 0.03}$	22.3$_{\pm 0.1}$	6.40$_{\pm 0.06}$
ResNet-101	100	**20.2**$_{\pm 0.1}$	5.12$_{\pm 0.03}$	21.2$_{\pm 0.1}$	5.66$_{\pm 0.05}$
	200	**19.4**$_{\pm 0.1}$	4.76$_{\pm 0.03}$	20.9$_{\pm 0.1}$	5.66$_{\pm 0.04}$
	400	**19.0**$_{\pm <0.01}$	4.65$_{\pm 0.05}$	22.3$_{\pm 0.1}$	6.41$_{\pm 0.06}$
ResNet-152	100	**19.2**$_{\pm <0.01}$	4.69$_{\pm 0.04}$	20.4$_{\pm <0.0}$	5.39$_{\pm 0.06}$
	200	**18.5**$_{\pm 0.1}$	4.37$_{\pm 0.03}$	20.3$_{\pm 0.2}$	5.39$_{\pm 0.07}$
	400	**18.4**$_{\pm <0.01}$	4.35$_{\pm 0.04}$	20.9$_{\pm <0.0}$	5.84$_{\pm 0.07}$

Сравнения с другими моделями: файнтюнинг

Dataset	EffNet-b7 + SAM	EffNet-b7	Prev. SOTA (ImageNet only)	EffNet-L2 + SAM	EffNet-L2	Prev. SOTA
FGVC_Aircraft	$6.80_{\pm 0.06}$	$8.15_{\pm 0.08}$	**5.3** (TBMSL-Net)	$\mathbf{4.82}_{\pm 0.08}$	$5.80_{\pm 0.1}$	5.3 (TBMSL-Net)
Flowers	$\mathbf{0.63}_{\pm 0.02}$	$1.16_{\pm 0.05}$	0.7 (BiT-M)	$\mathbf{0.35}_{\pm 0.01}$	$0.40_{\pm 0.02}$	0.37 (EffNet)
Oxford_IIIT_Pets	$\mathbf{3.97}_{\pm 0.04}$	$4.24_{\pm 0.09}$	4.1 (Gpipe)	$\mathbf{2.90}_{\pm 0.04}$	$3.08_{\pm 0.04}$	4.1 (Gpipe)
Stanford_Cars	$5.18_{\pm 0.02}$	$5.94_{\pm 0.06}$	**5.0** (TBMSL-Net)	$4.04_{\pm 0.03}$	$4.93_{\pm 0.04}$	**3.8** (DAT)
CIFAR-10	$\mathbf{0.88}_{\pm 0.02}$	$0.95_{\pm 0.03}$	1 (Gpipe)	$\mathbf{0.30}_{\pm 0.01}$	$0.34_{\pm 0.02}$	0.63 (BiT-L)
CIFAR-100	$\mathbf{7.44}_{\pm 0.06}$	$7.68_{\pm 0.06}$	7.83 (BiT-M)	$\mathbf{3.92}_{\pm 0.06}$	$4.07_{\pm 0.08}$	6.49 (BiT-L)
Birdsnap	$\mathbf{13.64}_{\pm 0.15}$	$14.30_{\pm 0.18}$	15.7 (EffNet)	$\mathbf{9.93}_{\pm 0.15}$	$10.31_{\pm 0.15}$	14.5 (DAT)
Food101	$7.02_{\pm 0.02}$	$7.17_{\pm 0.03}$	7.0 (Gpipe)	$\mathbf{3.82}_{\pm 0.01}$	$3.97_{\pm 0.03}$	4.7 (DAT)
ImageNet	$15.14_{\pm 0.03}$	15.3	**14.2** (KDforAA)	$\mathbf{11.39}_{\pm 0.02}$	11.8	11.45 (ViT)

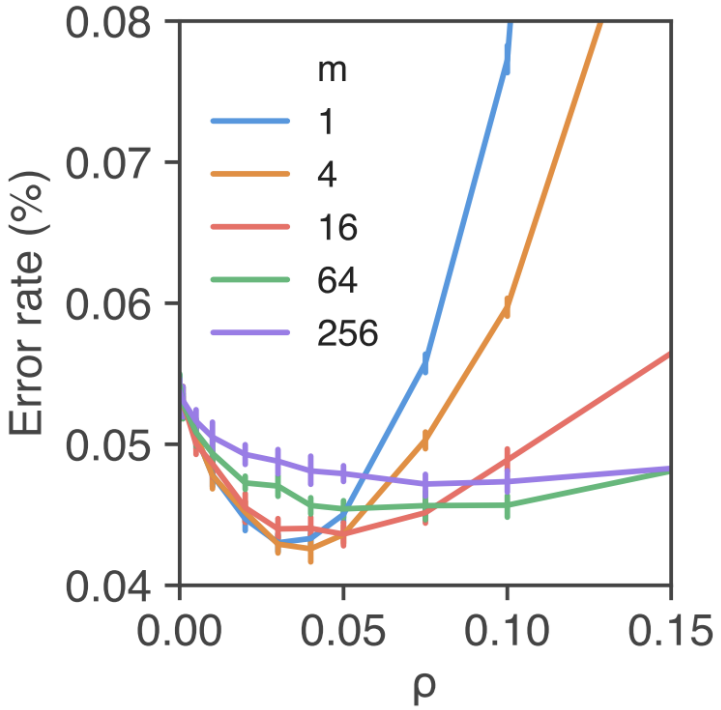
Сравнение: устойчивость к шуму в данных

Method	Noise rate (%)			
	20	40	60	80
Sanchez et al. (2019)	94.0	92.8	90.3	74.1
Zhang & Sabuncu (2018)	89.7	87.6	82.7	67.9
Lee et al. (2019)	87.1	81.8	75.4	-
Chen et al. (2019)	89.7	-	-	52.3
Huang et al. (2019)	92.6	90.3	43.4	-
MentorNet (2017)	92.0	91.2	74.2	60.0
Mixup (2017)	94.0	91.5	86.8	76.9
MentorMix (2019)	**95.6**	**94.2**	91.3	**81.0**
SGD	84.8	68.8	48.2	26.2
Mixup	93.0	90.0	83.8	70.2
Bootstrap + Mixup	93.3	92.0	87.6	72.0
SAM	95.1	93.4	90.5	77.9
Bootstrap + SAM	95.4	**94.2**	**91.8**	79.9

Подбор гиперпараметров

m - размер батча

ρ - радиус области



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ

Литература и ссылки

- Статья: https://arxiv.org/abs/2010.01412
- Github с реализацией: https://github.com/google-research/sam
- Лучшие модели с которыми сравнивались
- EffNet: https://arxiv.org/abs/1905.11946
- GPipe: https://arxiv.org/abs/1811.06965
- DAT: https://arxiv.org/abs/1811.07056
- MentorMix: https://arxiv.org/abs/1911.09781