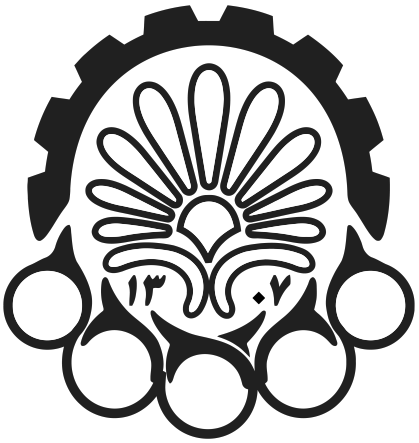
شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق

دکتر صفابخش



دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی کامپیوتر

رضا آدینه پور ۴۰۲۱۳۱۰۵۵

تمرین هشتم

ساختارهای Encoder و Decoder

۲۴ تیر ۱۴۰۳

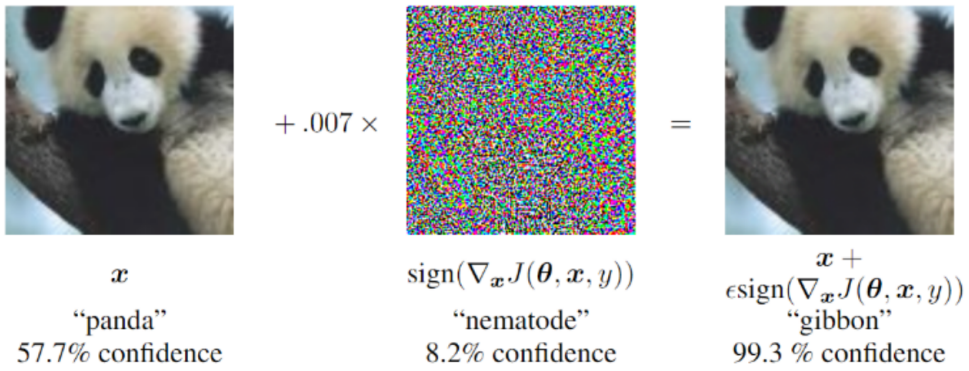
شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق

تمرین هشتم

رضا آدینه پور ۴۰۲۱۳۱۰۵۵

دانشکده مهندسی کامپیوتر

حملات خصمانه[۱] نوعی از حملات بر روی مدل‌های یادگیری ماشین به منظور فریب دادن مدل با استفاده از ورودی‌های دستکاری شده است. هدف اصلی این حملات تغییر خروجی مدل به صورت اشتباه است. به سوالات زیر پاسخ دهید و به منبع یا منابعی که استفاده کردید ارجاع دهید.



شکل ۱: تغییر نمونه ورودی

سوال اول - تئوری

یکی از اولین و ساده ترین روش‌های حمله خصمانه، FGSM است که توسط یان گودفلو و همکارانش[۲] معرفی شد. هدف این روش، ایجاد یک نمونه خصمانه است که تفاوت بسیار کمی با ورودی اصلی داشته باشد اما مدل را به اشتباه بیندازد. PGD یک روش قوی‌تر و بهبود یافته نسبت به FGSM است که توسط Madry و همکارانش[۳] معرفی شده. این روش به جای انجام یک مرحله، بروز رسانی‌های متعددی را انجام می‌دهد و در هر مرحله تغییرات را در محدوده مشخصی پروجکت می‌کند تا اطمینان حاصل شود که نمونه خصمانه بیش از حد از ورودی اصلی فاصله نگیرد. این دو روش را مطالعه و خلاصه‌ای از آن‌ها بنویسید.

پاسخ

- **روش FGSM:**

  این روش در سال ۲۰۱۵ در مقاله *Explaining and Harnessing Adversarial Examples* معرفی شد که یکی از ساده ترین روش های حملات خصمانه است. همانطور که در صورت سوال نیز توضیح داده شد، هدف اصلی FGSM ایجاد نمونه‌های خصمانه‌ای است که از نظر بصری تفاوت زیادی با ورودی اصلی نداشته باشند ولی باعث شوند مدل یادگیری ماشین خطا کند.

[۱] Adversarial Attack

[۲] ExamplesAdversarial Harnessing and Explaining

[۳] AttacksAdversarial to Resistant Models Learning Deep Towards

پاسخ

در ادامه، روش انجام این الگوریتم را به‌صورت خلاصه توضیح می‌دهیم:

- FGSM با اضافه کردن یک اختلال به داده‌های ورودی اصلی کار می‌کند.
- این اختلال با استفاده از گرادیان تابع هزینه نسبت به داده‌های ورودی محاسبه می‌شود.
- به طور خاص، می‌توان فرمول این اختلال را به‌صورت زیر بیان نمود:

$$\eta = \epsilon \cdot \text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$$

که در آن:

  - ϵ یک مقدار عددی کوچک است که میزان اختلال را کنترل می‌کند.
  - $\nabla_x J(\theta, x, y)$ گرادیان تابع هزینه J نسبت به ورودی x است.
  - sign تابع علامت است که علامت گرادیان را استخراج می‌کند.
- سپس نمونه‌ی خصمانه با اضافه کردن این اختلال به ورودی اصلی ایجاد می‌شود:

$$x' = x + \eta$$

از مزایا و معایب FGSM می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:
مزایا: از نظر محاسباتی کارآمد و ساده است و به همین دلیل انتخاب محبوبی برای مطالعات اولیه در مورد حملات خصمانه است.
معایب: سادگی FGSM می‌تواند به عنوان یک نقطه ضعف نیز عمل کند، زیرا اختلالات ایجاد شده ممکن است در مقابل مدل‌های مقاوم‌تر به اندازه‌ی کافی مؤثر نباشند.

- **روش PGD**:

همانطور که در صورت سوال نیز گفته شد، روش PGD یک روش بهبود یافته نسبت به FGSM است که درسال ۲۰۱۷ در مقاله‌ی *Towards Deep Learning Models Resistant to Adversarial Attacks* معرفی شد. هدف اصلی این روش، ایجاد نمونه‌های خصمانه قوی‌تر با انجام چندین به‌روزرسانی گرادیانی و اطمینان از ماندن اختلالات در یک محدوده‌ی مشخص است.

در ادامه، روش انجام این الگوریتم را توضیح می‌دهیم:

- PGD به طور مکرر نمونه‌ی خصمانه را با گرفتن چندین گام گرادیانی اصلاح می‌کند.
- هر گام شامل مراحل زیر است:

۱. **محاسبه‌ی گرادیان:** گرادیان تابع هزینه نسبت به نمونه‌ی خصمانه‌ی فعلی محاسبه می‌شود.
۲. **گام به‌روزرسانی:** نمونه‌ی خصمانه با حرکت در جهت گرادیان به‌روزرسانی می‌شود:

$$x_{t+1} = x_t + \alpha \cdot \text{sign}(\nabla_x J(\theta, x_t, y))$$

که α اندازه‌ی گام است.
۳. **پروژه‌سازی:** اطمینان حاصل می‌شود که نمونه‌ی خصمانه‌ی به‌روز شده در یک کره‌ی ϵ حول ورودی اصلی باقی می‌ماند:

$$x_{t+1} = \text{clip}(x_{t+1}, x - \epsilon, x + \epsilon)$$

این مرحله اطمینان می‌دهد که اختلال از محدوده‌ی مجاز تجاوز نمی‌کند.

پاسخ

این فرآیند برای تعداد معینی از تکرارها یا تا همگرایی تکرار می‌شود.
از مزایا و معایب PGD می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱. **مزایا:** PGD به دلیل اینکه فضای اختلالات ممکن را با تکرارهای متعدد به طور جامع‌تری کاوش می‌کند، به عنوان یک روش حمله‌ی قوی‌تر نسبت به FGSM شناخته می‌شود.

۲. **معایب:** طبیعت تکراری PGD باعث می‌شود که از نظر محاسباتی پرهزینه‌تر از FGSM باشد.

*

References

[1] Goodfellow, I. J., Shlens, J., & Szegedy, C. (2015). Explaining and harnessing adversarial examples. In Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR) [Link]

[2] Madry, A., Makelov, A., Schmidt, L., Tsipras, D., & Vladu, A. (2018). Towards deep learning models resistant to adversarial attacks. In Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR) [Link]

سوال دوم - تئوری

چگونه آموزش خصمانه[۴] می‌تواند بر تعمیم پذیری مدل به داده‌های دیده نشده تاثیر بگذارد؟ آیا همیشه بهبود در مقاومت شدن در برابر حملات، بهبود صحت بر روی داده‌های دیده نشده را تضمین می‌کند؟ نشان دهید.

پاسخ

[۴] Adversarial Training

سوال سوم - تئوری

چرا و چگونه نمونه‌های خصمانه‌ی ایجاد شده برای یک مدل می‌توانند مدل‌های دیگر را نیز فریب دهند؟ این خاصیت انتقال‌پذیری چگونه می‌تواند در حملات جعبه سیاه استفاده شود؟

پاسخ

سوال چهارم - تئوری

۴- چگونه می‌توان حملات خصمانه را در حوزه‌هایی مانند پردازش زبان طبیعی پیاده‌سازی کرد؟ چه چالش‌های خاصی در این حوزه وجود دارد؟

پاسخ

سوال پنجم - تئوری

چگونه می‌توان آموزش خصمانه را در مجموعه داده‌های نامتوازن پیاده‌سازی کرد و چه چالش‌هایی در این مسیر وجود دارد؟

پاسخ

سوال ششم - عملی

در این سوال می‌خواهیم یک حمله خصمانه با روش‌های FGSM طراحی کنیم و سپس مدل از پیش آموزش داده شده ResNet18 را با آموزش خصمانه مقاوم سازیم. به این منظور مراحل زیر را دنبال کنید:

۱. مدل از پیش آموزش دیده ResNet18 را برای مجموعه داده CIFAR10 آموزش دهید. نمودار خطا آموزش و آزمون را رسم کنید.

۲. روش FGSM را پیاده‌سازی کنید و ۵ تصویر را به صورت تصادفی انتخاب کنید و به مدل حمله کنید. سپس برای این تصاویر، تصویر اصلی، تصویر آشفته شده[۵]، پرچسب اصلی و پرچسب پیش‌بینی شده بر روی تصویر آشفته شده را نمایش دهید.

۳. حال با گنجاندن نمونه‌های خصمانه در فرآیند آموزش، مدل ResNet18 را دوباره آموزش دهید (آموزش خصمانه). این فرآیند به مدل کمک می‌کند تا در برابر حملات خصمانه مقاوم‌تر شود. نحوه آموزش را کامل شرح دهید. نمودارهای زیر را در کنار هم رسم و تفسیر کنید.

- train-natural: خطای آموزش برروی مدل طبیعی
- train-adversary: خطای آموزش برروی مدل خصمانه
- test-natural: خطای آموزش برروی مدل طبیعی (مجموعه داده آزمون بدون تغییر)
- test-adversary: خطای آموزش برروی مدل خصمانه (مجموعه داده آزمون بدون تغییر)

۴. تا اینجا ما توانستیم تا با حملات خصمانه تصویری که تفاوت بسیار کمی با دیتای اصلی دارد، مدل را به اشتباه بیندازیم. حال می‌خواهیم به صورت هدفمند اینکار را انجام دهیم؛ یعنی مدل باید به اشتباه کلاس مورد نظر ما را پیش‌بینی کند[۶]. با روش FGSM حمله هدفمند را پیاده‌سازی و نحوه انجام آن را بطور کامل شرح دهید. حال با ایجاد نمونه‌های خصمانه جدید از مجموعه داده آزمون و همچنین داده‌های آزمون بدون تغییر، صحت هر دو مدل را (مدل طبیعی و مدل آموزش دیده به صورت خصمانه) را ارزیابی کنید. نتایج را تفسیر کنید. در مورد اثربخشی آموزش خصمانه در بهبود استحکام مدل در برابر حملات خصمانه بحث کنید.

پاسخ

[۵] Perturbed
[۶] Target Attack

سوال هفتم - عملی

در این سوال تصمیم داریم تا برای تصاویر ایرانی یک مدل با معماری رمزگذار و رمزگشا برای وظیفه شرح تصویر[۷] طراحی کنیم. مجموعه داده `persian_image_captioning.rar` در اختیار شما قرار گرفته است. این مجموعه داده حدود ۱۵۰۰ مقاله خبری به همراه تصاویر مرتبط آن است. این مقالات از سایت خبرگزاری تسنیم جمع‌آوری شده است. فایل `news.json` حاوی لیستی از اشیاء `json` که هرکدام دارای اطلاعات زیر هستند:

۱. title: عنوان مقاله خبری

۲. Description: شرح کوتاهی از مقاله

۳. Category: دسته‌ای که مقاله به آن تعلق دارد

۴. Reporter: نام خبرنگاری که این مطلب را منتشر کرده است

۵. Time: تاریخ و ساعتی که مقاله در آن منتشر شده است

۶. Images: لیستی از تصاویر مرتبط با مقاله (همه آنها را می‌توانید در پوشه images پیدا کنید)

عنوان هر مقاله را می‌توان به عنوان یک شرح (caption) برای تصاویر مرتبط با آن مقاله، در نظر گرفت. همچنین می‌توانید با جایگزین کردن مترادف کلمات و همچنین، با روش‌های دلخواه برای تصاویر، داده افزایی[۸] کنید. در نهایت مدلی آموزش دهید تا این وظیفه را انجام دهد. موارد زیر را در گزارش خود لحاظ و توضیح کامل دهید:

۱. پیش‌پردازشی که انجام داده‌اید.

۲. معماری مدل پیشنهادی خود را رسم کنید.

۳. تابع هزینه‌ای[۹] که استفاده کردید.

۴. روش‌هایی که برای ارزیابی این وظیفه استفاده شده.

اسکریپتی بنویسید تا با دریافت مسیر یک پوشه، شرح تصاویر در آن پوشه را در یک فایل `txt` بنویسد. پوشه تحت عنوان `selected_images` در اختیار شما قرار گرفته است. مسیر این پوشه را به اسکریپت خود بدهید و خروجی آن را (شرح تصاویر) همراه با تصاویر مرتبط ارسال کنید. دقت کنید که اسکریپت نوشته شده توسط شما در روز تحویل پروژه توسط دیگر تصاویر بررسی خواهد شد. تصاویر این پوشه در زیر نشان داده شده است:

شکل ۲: تصاویر پوشه `selected_images`

[۷] Image Captioning
[۸] Data Augmentation
[۹] Function Loss

توجه فرمایید نمره این تمرین (۳۰ + ۳۰) امتیازی است. یعنی در صورتی که مراحل پیش‌پردازش، معماری مدل، صحت نهایی و به طور کلی روش حل مسئله، دارای خلاقیت و کیفیت مورد قبولی باشد، علاوه بر نمره اصلی تا ۳۰ امتیاز، نمره اضافی برای شما در نظر گرفته خواهد شد.

پاسخ