

## دانشگاه صنعتی امیرکبیر دانشکده مهندسی کامپیوتر پروژه درس رایانش عصبی و یادگیری عمیق



## پروژه هشتم

## هدف: آشنایی با حملات و آموزش خصمانه، شبکههای مقاوم، معماریهای رمزگذار و رمزگشا

کد: پیاده سازی این پروژه را به زبان پایتون انجام دهید؛ در این فعالیت مجاز به استفاده از pytorch یا pytorch یا jax میباشید. فایلهای کد خود را بر اساس شماره سوال و زیر قسمت خواسته شدهی آن نام گذاری کنید (برای مثال میتوان نام گذاری قسمت اول برای سوال سوم تمرین را بصورت P3\_a\_preprocessing.py در نظر گرفت). فایلهای ارسالی تان بایستی با فرمت py یا ipynb. خروجی هر سلول) باشد.

گزارش: ملاک اصلی انجام فعالیت، گزارش آن است و ارسال کد بدون گزارش فاقد ارزش است. برای این فعالیت یک فایل گزارش در قالب Pdf تهیه کنید که دارای فهرست بوده و پاسخها بترتیب در آن قرار گرفته اند و نام، نام خانوادگی و شماره دانشجویی تان در قسمت چپ سربرگ تمامی صفحات تکرار شده است. علاوه بر خواستهی مستقیم هر سوال، مقتضی است که نمودارهای خطا (loss) و صحت (accuracy) را به ازای مجموعه دادههای آموزش و اعتبارسنجی رسم نمایید. همچنین در صورت امکان ماتریس درهمریختگی را بصورت رنگ آمیزی شده به همراه اعداد متناظر برای مجموعه دادههای آموزش، آزمون و اعتبارسنجی نیز تولید نمایید. لازم به ذکر است که در هر آموزش بایستی موارد مهم تنظیم شده نظیر تابع خطا، بهینه ساز (به همراه پارامترهای تنظیم شده ی آن مانند نرخ یادگیری)، معماری شبکه ی آموزشی (کتابخانهها و ابزارهایی برای بصری سازی موجود است)، تعداد گام آموزشی، اندازه دسته (Batch Size)، آمارگان تفکیک مجموعه داده (به آموزش، آزمون و اعتبار سنجی)، پیش پر داز شهای اعمالی بروی دادگان ورودی و ... ذکر گردد.

تذکر: مطابق قوانین دانشگاه هر نوع کپی برداری و اشتراک کار دانشجویان غیر مجاز بوده و با تمامی طرفین برخورد خواهد شد. استفاده از کدها و توضیحات اینترنت به منظور یادگیری صرفا با ارجاع به آن بلامانع است، اما کپی کردن آن غیرمجاز است.

ر اهنمایی: در صورت نیاز میتوانید سوالات خود را در خصوص پروژه از تدریسیارهای درس، از طریق ایمیل زیر یا در گروه تلگرامی بپرسید.(<u>لینک</u> گروه تلگرامی)

Email: ann.ceit.aut@gmail.com CC: m.ebadpour@aut.ac.ir

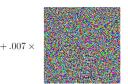
توجه: می توانید از منابع و بسترهای سخت افزاری برخط رایگان نظیر Google Colab یا Kaggle استفاده نمایید.

تاخیر مجاز: در طول ترم، ده روز زمان مجاز تاخیر برای ارسال پروژهها در اختیار دارید(بدون کسر نمره). این تاخیر را میتوانید بر حسب نیاز بین پروژهها مختلف تقسیم کنید که مجموع آن نباید بیشتر از ده روز شود. پس از استفاده از این تاخیر مجاز، هر روز تاخیر باعث کسر ۱۰٪ نمره کسب شده ی آن تمرین خواهد شد.

ارسال: فایل های کد و گزارش خود را در قالب یک فایل فشرده با فرمت StudentID\_HW08.zip تا تاریخ ۱۴۰۳/۰۴/۲۶ صرفا از طریق سایت کورسز ارسال نمایید. ارسال از طریق تلگرام، ایمیل و سایر راههای ارتباطی مجاز نبوده و تصحیح صورت نخواهد گرفت.



"panda"
57.7% confidence



 $sign(\nabla_{\boldsymbol{x}}J(\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{x},y))$ "nematode"
8.2% confidence



 $egin{aligned} & m{x} + \\ \epsilon \mathrm{sign}(
abla_{m{x}} J(m{ heta}, m{x}, y)) \\ & \mathrm{"gibbon"} \\ & 99.3 \ \% \ \mathrm{confidence} \end{aligned}$ 

حملات خصمانه انوعی 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.

۱- FGSM یکی از اولین و ساده ترین روشهای حمله خصمانه است که توسط یان گودفلو و همکارانش 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 قوی تر و بهبود یافته نسبت به نمونه خصمانه است که توسط Madry و همکارانش معرفی شد. این روش به جای انجام یک مرحله، بروزرسانی های متعددی را انجام می دهد و در هر مرحله، تغییرات را در محدوده ای مشخص پروجکت می کند تا اطمینان حاصل شود که نمونه خصمانه بیش از حد از ورودی اصلی فاصله نگیرد. این دو روش را مطالعه و خلاصه ای از آن ها بنویسید. (۱۰ نمره)

۲- چگونه آموزش خصمانه ٔ میتواند بر تعمیم پذیری مدل به دادههای دیده نشده تاثیر بگذارد؟ آیا همیشه بهبود در مقاوم شدن در برابر حملات، بهبود صحت برروی دادههای دیده نشده را تضمین می کند؟ نشان دهید. (۱۰ نمره)

۳- چرا و چگونه نمونههای خصمانه ایجاد شده برای یک مدل میتوانند مدلهای دیگر را نیز فریب دهند؟ این خاصیت انتقال پذیری چگونه میتواند در حملات جعبه سیاه استفاده شود؟ (۵ نمره)

۴- چگونه می توان حملات خصمانه را در حوزهای مانند پردازش زبان طبیعی پیادهسازی کرد؟ چه چالشهای خاصی در این حوزه وجود دارد؟ (۵ نمره)

۵- چگونه میتوان آموزش خصمانه را در مجموعه دادههای نامتوازن پیادهسازی کرد و چه چالشهایی در این مسیر وجود دارد؟ (۵ نمره)

9- 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 (۳۵ نمره):

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

<sup>2</sup> Explaining and Harnessing Adversarial Examples

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Adversarial Attacks

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Towards Deep Learning Models Resistant to Adversarial Attacks

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Adversarial Training

ب- 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 را نمایش دهید.

ج- حال با گنجاندن نمونههای خصمانه در فرآیند آموزش، مدل ResNet18 را دوباره آموزش دهید (آموزش خصمانه). این فرآیند به مدل کمک می کند تا در برابر حملات خصمانه مقاوم تر شود. نحوه آموزش را کامل شرح دهید. نمودارهای زیر را در کنارهم 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: خطاي أموزش برروي مدل خصمانه (مجموعه داده أزمون بدون تغيير)

د- تا اینجا ما توانستیم تا با حملات خصمانه تصویری که تفاوت بسیار کمی با دیتای اصلی دارد، مدل را به اشتباه بیاندازیم. حال میخواهیم به صورت هدفمند اینکار را انجام دهیم؛ یعنی مدل باید به اشتباه کلاس مورد نظر ما را پیشبینی کند<sup>۶</sup>. 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 هردو 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.

۷- 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 و رمزگشا برای وظیفه شرح تصویر ۲ مجموعه داده و 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:

- title: عنوان مقاله خبري.
- Description: شرح کوتاهی از مقاله.
- Category: دستهای که مقاله به آن تعلق دارد.
- Reporter: نام خبرنگاری که این مطلب را منتشر کرده است.
  - Time: تاریخ و ساعتی که مقاله در آن منتشر شده است.
- Images: لیستی از تصاویر مرتبط با مقاله (همه آنها را میتوانید در پوشه images پیدا کنید).

-

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> Perturbed

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> Targeted Attacks

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> Image Captioning

عنوان هر مقاله را می توان به عنوان یک شرح (caption) برای تصاویر مرتبط با آن مقاله، در نظر گرفت. همچنین می توانید با جایگزین کردن مترادف کلمات و همچنین با روشهای دلخواه برای تصاویر، داده افزایی <sup>۸</sup> کنید. درنهایت مدلی آموزش دهید تا این وظیفه را انجام دهد. موارد زیر را در گزارش خود لحاظ و توضیح کامل دهید:

- پیش پردازشی که انجام دادید.
- معماری مدل پیشنهادی خود را رسم کنید.
  - تابع هزینهای ۹ که استفاده کردید.
- روشهایی که برای ارزیابی این وظیفه استفاده کردید.
- اسکریپتی بنویسید تا با دریافت مسیر یک پوشه، شرح تصاویر در آن پوشه را در یک فایل txt بنویسد. پوشه تحت عنوان در آن پوشه را به اسکریپت خود بدهید و خروجی آن را (شرح تصاویر) همراه با 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 تصاویر دیگر بررسی خواهد شد. تصاویر این پوشه در زیر نشان داده شده است:



توجه فرمایید نمره این تمرین (۳۰ + ۳۰ امتیازی) است. یعنی در صورتی که مراحل پیش پردازش، 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.

موفق باشید

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> Data Augmentation

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> Loss Function