

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU  
**FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA**

DIPLOMSKI RAD br. 2231

# **Obrana dubokih konvolucijskih modela od neprijateljskih primjera**

Matej Dobrovodski

Zagreb, lipanj 2020.

# SADRŽAJ

<b>1. Uvod</b>	<b>1</b>
1.1. Raspoznavanje objekata . . . . .	1
1.2. Neprijateljski primjeri . . . . .	2
<b>2. Programska potpora</b>	<b>4</b>
2.1. Odabir biblioteke za duboko učenje . . . . .	4
2.2. Biblioteke za neprijateljske primjere . . . . .	4
2.3. Skupovi podataka . . . . .	5
2.4. Konvolucijski modeli . . . . .	6
<b>3. Neprijateljski primjeri I</b>	<b>8</b>
3.1. Model prijetnje . . . . .	8
3.2. Pojava prvih neprijateljskih primjera . . . . .	10
3.3. Brza metoda temeljena na gradijentima . . . . .	11
3.4. DeepFool . . . . .	12
<b>4. Obrana dubokih konvolucijskih modela I</b>	<b>13</b>
4.1. Naivne obrane . . . . .	13
4.1.1. JPEG kompresija . . . . .	13
4.1.2. Gaussovo zaglađivanje . . . . .	13
4.2. Neprijateljsko treniranje - FGSM . . . . .	13
4.3. Termometar kodiranje . . . . .	13
<b>5. Neprijateljski primjeri II</b>	<b>14</b>
5.1. Neučinkovitost obrana . . . . .	14
5.2. PGD . . . . .	14
5.3. Napadi <i>Carlini and Wagner</i> . . . . .	14
5.4. Napad temeljen na odluci . . . . .	14

<b>6. Obrana dubokih konvolucijskih modela II</b>	<b>15</b>
6.1. Preduvjeti uspješnih obrana . . . . .	15
6.2. Neprijateljsko treniranje - PGD . . . . .	15
6.2.1. FBF training . . . . .	15
6.3. Dokazivost obrane od neprijateljskih napada . . . . .	15
6.4. Budući rad . . . . .	15
<b>7. Zaključak</b>	<b>16</b>
<b>Literatura</b>	<b>17</b>
<b>8. Dodatak</b>	<b>19</b>
8.1. Osobni skup slika . . . . .	19
8.2. Izlazi modela na nepromijenjenim slikama iz osobnog skupa . . .	19

# 1. Uvod

## 1.1. Raspoznavanje objekata

Raspoznavanje objekata jedan je od ključnih problema područja računalnog vida. Pri rješavanju problema raspoznavanja objekata se na ulaz nekog sustava dovede slika nekog objekta, a na izlazu se očekuje ispravna klasifikacija u neki od predodređenih razreda. Čovjeku ovaj zadatak ne predstavlja veliki problem, no još uvijek ne postoji zadovoljavajuće rješenje problema koje bi vrijedilo za opći slučaj. Trenutno najbolja takva rješenja temelje se na konvolucijskim neuronskim mrežama.

Razvoj konvolucijskih mreža počeo je osamdesetih godina prošlog stoljeća. Počelo je razvojem *neocognitron*[citat?]-a—neuronske mreže inspirirane biološkim stanicama vidne kore mozga. Krajem devedesetih godina se pojavljuje konvolucijska neuronska mreža LeNet5. LeNet5 mreža je vrlo uspješno raspoznavala rukom pisane znamenke te je ova mreža bila početna točka za daljnja istraživanja drugih neuronskih mreža. [citat]

*ImageNet*[citat] projekt je velika baza podataka predviđena za istraživanje područja raspoznavanja objekata. S više od 14 milijuna slika podijeljenih u 20000 kategorija, *ImageNet* skup je daleko najveći slobodno dostupni skup. Počevši od 2010.[?] godine, *ImageNet* projekt organizira godišnje natjecanje, *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC). Veliki skok u točnosti pri raspoznavanju dogodio se 2012. godine kada je konvolucijska neuronska mreža *AlexNet*[citat] postigla top-5 pogrešku od samo 15.3%, što je bilo 10.8% manje od sljedeće mreže. To je postignuto korištenjem grafičkih procesora pri treniranju, što je potaknulo svojevrsnu revoluciju u području dubokog učenja.

Do 2017. godine, većina timova u natjecanju je imala top-5 točnost veću od 95%. Danas se u raznim bibliotekama mogu naći unaprijed istrenirane mreže koje postižu vrlo dobre rezultate, te će se one spominjati i koristiti u nastavku rada. Neke od tih mreža su primjerice *ResNet*[citat], *Xception*[citat] i *VGG*[citat].

Sve spomenute mreže postižu vrlo zadovoljavajuće točnosti pri ispitivanju (top-5 točnosti iznad 90%) i čini se da mogu dobro generalizirati. No u nastavku rada će biti pokazan oblik napada na konvolucijske mreže koji dovodi u pitanje činjenicu da današnje konvolucijske mreže dobro generaliziraju.

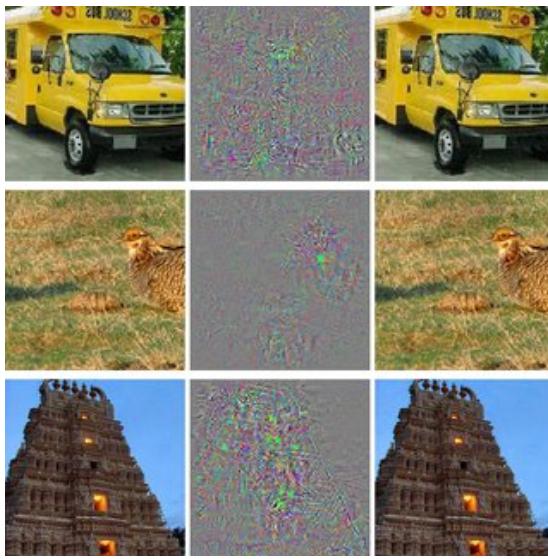
## 1.2. Neprijateljski primjeri

Krajem 2013. godine pojavljuje se prvi izravni "napad" na duboke neuronske mreže<sup>[12]</sup>, gdje je jedna od meta bila prethodno spomenuta uspješna mreža *AlexNet*. Polazna pretpostavka je da duboki modeli, usprkos tome što dobro generaliziraju, imaju ugrađene svojevrsne *slijepe pjege* koje se isplati istražiti.

Vrijedi da za neki ispravno klasificirani ulaz  $x$  postoji područje  $x + r$  u blizini ulaza te je uobičajeno da modeli ulazne vrijednosti iz tog područja također ispravno klasificiraju, isto kao i  $x$ . U općem slučaju vrijedi da neprimjetne perturbacije iz tog područja (npr. nasumični šum slabog intenziteta) ne mijenjaju izlaz modela. To je pretpostavka lokalne generalizacije i tipično vrijedi za probleme iz područja računalnog vida.

Međutim, ispostavilo se da ta pretpostavka lokalne generalizacije zapravo ne vrijedi. Otkriveno je da je moguće konstruirati perturbaciju  $r$  koja dovodi do pogrešne klasifikacije, a ljudskom oku nije uočljiva. Takve slike se nazivaju neprijateljskim primjerima, a taj pojam se može generalizirati i na mnoga druga područja i na sličan način se mogu napasti sustavi pretvaranja teksta u govor, sustavi za detekciju zločudnih programa i praktički svi sustavi koji se oslanjaju na dosadašnje modela za duboko učenje.

Ono što je iznenadjuće i što je potaklo daljnje istraživanje je to što je zapravo iznimno lako za pronaći takve neprijateljske primjere na *state of the art* modelima kod kojih je perturbacija  $r$  potpuno neprimjetna i to što nije nimalo očito zašto mreže neispravno klasificiraju takve ulaze. Jedan od originalnih napada je prikazan na slici 1.1 gdje *AlexNet* mreža predviđa da su novonastale slike zapravo slike noja.



**Slika 1.1:** Primjer suparničkog napada na *AlexNet* mrežu<sup>[12]</sup>. U lijevom stupcu su originalne, ispravno klasificirane slike. U srednjem stupcu se nalazi perturbacija koja se nadodaje na originalnu sliku, a u desnom stupcu su sve tri novonastale slike klasificirane kao noj.

U radu je dan pregled nekoliko metoda generiranja neprijateljskih primjera: neke metode su prikazane zbog njihove povijesne važnosti i utjecaja na daljni razvoj metoda, dok su neke metode iznimno snažne i mjerilo za uspješnost obrane od suparničkih napada. Pokazano je i koliko su napadi uspješni protiv poznatih mreža te kako niti jedan od široko dostupnih modela nije unaprijed otporan na napade. Uz napade su pokazane i obrane, s naglaskom na njihovu (ne)uspješnost pri odupiranju od postojećih suparničkih napada, probleme koji su gotovo svim obranama zajednički te potencijalnu budućnost razvoja uspješnijih obrana.

## 2. Programska potpora

### 2.1. Odabir biblioteke za duboko učenje

Postoji mnogo biblioteka koje pružaju sve potrebno za duboko učenje i računalni vid. U nastavku rada se koristi *Tensorflow 2<sup>[1]</sup>* u kombinaciji s bibliotekom *Keras<sup>[4]</sup>*. Zbog ogromnog dobitka u brzini izvođenja, ove biblioteke su korištene zajedno s platformom *CUDA* koja omogućava iskorištanje grafičkog procesora za obradu opće namjene (eng. *graphics processing unit for general purpose processing*, GPGPU). Grafička kartica korištena u sklopu generiranja rezultata u radu je NVIDIA GeForce RTX 2060 SUPER.

### 2.2. Biblioteke za neprijateljske primjere

Usprkos tome što su suparnički primjeri relativno nov koncept, već postoji mnogo biblioteka koje pružaju implementaciju velikog broja suparničkih napada, a često su i napadi implementirani izravno od strane autora napada. Istaknute su se tri biblioteke za generiranje suparničkih napada: *CleverHans<sup>[10]</sup>*, *Foolbox Native<sup>[11]</sup>* i *Adversarial Robustness Toolbox (ART)<sup>[9]</sup>*.

Za odabir biblioteke je razmatrano nekoliko stvari: dostupnost i ekstenzivnost dokumentacije, raznovrsnost implementiranih napada, jednostavnost korištenja, zahtjevana programska potpora te postoji li implementacija obrana. Za svaku biblioteku je implementirano generiranje neprijateljskih primjera napadom koji je opisan u 3.3, a napad je proveden na model opisan u .

*Cleverhans* ima kratku dokumentaciju za sve napade i poveznicu na relevantni rad koji opisuje napad, međutim ne postoji dokumentacija u formatu koji se lako pretražuje. *Foolbox* i *ART* imaju dokumentaciju dostupnu u takvom formatu, međutim *Foolbox* dokumentacija ne opisuje kako se napad poziva i s kojim argumentima, što otežava korištenje bez detaljnijeg proučavanja izvornog kôda, dok je *ART* dokumentacija eksplicitna kod toga.

Što se tiče jednostavnosti korištenja, *Cleverhans* je bio najjednostavniji za primjenu u ovom jednostavnom primjeru. *Foolbox* zahtjeva da se slike pretvore u određen format prije pokretanja napada, što otežava korištenje. *ART*, međutim, zahtjeva dodatne informacije pri konstruiranju napada kao što su broj razreda, dimenzije ulaza, funkcija gubitka i granične vrijednosti, što druge biblioteke ne traže.

*Cleverhans* i *Foolbox* imaju vrlo specifične zahtjeve za programsku potporu, iako će *Cleverhans* u budućnosti podupirati više od samo *Tensorflow*. *ART* pruža potporu za mnoštvo biblioteka: *Tensorflow* (v1 i v2), *Keras*, *PyTorch*, *MXNet* i još njih.

Od navedenih biblioteka, *ART* je jedina koja već sada ima implementirane neke od obrana u literaturi. *Cleverhans* biblioteka ima planove za implementaciju u budućnosti, dok *Foolbox* podržava samo napade.

Zbog svega navedenog, u nastavku rada se koristi samo *Adversarial Robustness Toolbox*. Dodatno, autori biblioteke su vrlo aktivni na *GitHub-u* i iznimno brzo reagiraju kada se postavi pitanje ili prijavi problem. Pri izradi rada otkriveno je nekoliko *bug-ova* koji su popravljeni u vrlo kratkom roku te su zahvaljujući autorima minimalno usporavali izradu rada.

## 2.3. Skupovi podataka

*ImageNet*<sup>[?]</sup> je široko korištena baza podataka slika s preko 14 milijuna slika raspoređenih u više od 20000 razreda. *ImageNet* je praktički postao standard za treniranje i evaluaciju rada modela pri klasifikaciji objekata. Neki od modela korišteni u radu su unaprijed trenirani na *ImageNet* bazi podataka na kojima postižu iznimno visoku točnost.

Neke obrane i posljedično napadi će u nastavku rada biti evaluirani na *CIFAR-10*<sup>[?]</sup> skupu podataka. *CIFAR-10* sadrži samo 10 disjunktnih razreda, te 50000 slika za treniranje mreže. Nužno je koristiti i ovaj skup podataka jer pojedine obrane još uvijek nije moguće skalirati na *ImageNet* razinu jer vrijeme izvođenja nije razumno.

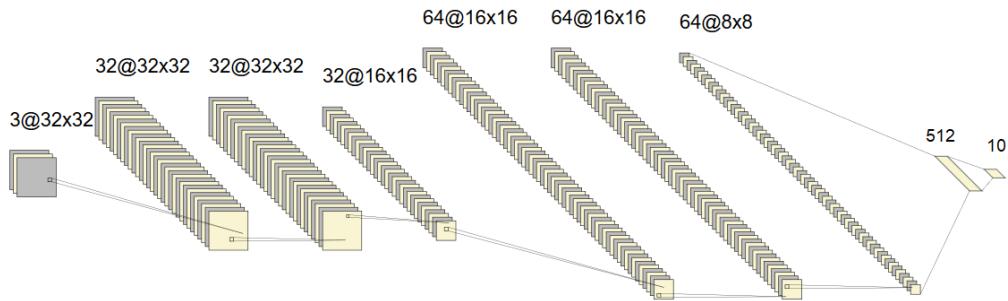
U svrhu rada je također odabранo 16 slika koje bi *ImageNet* modeli trebali ispravno klasificirati. Popis slika i izlazi određenih modela nalaze se u dodatku<sup>8</sup>.

## 2.4. Konvolucijski modeli

Primarna meta napada u radu je mreža *ResNet V2*<sup>[6]</sup>, i to verzija s 50 slojeva koja je unaprijed trenirana na *ImageNet* skupu. Mreža postiže top-1 točnost od 76%, te top-5 točnost od 93%. U početnim fazama izrade rada razmatrano je više mreža, međutim *ResNet* mreža je puno brža pri evaluaciji što ubrzava i olakšava evaluaciju napada i obrana. Korištenje ove mreže ne smanjuje općenitost ideja predstavljenih u radu, pošto su sve konvolucijske mreže jednako ranjive na neprijateljske napade. Lakoća provođenja neprijateljskih napada je "problem" koji sve konvolucijske mreže dijeli u jednakoj mjeri, i trenutno ne postoji niti jedna takva mreža koja je sama po sebi otporna na njih. Dodatno, kôd priložen uz rad dopušta provođenje napada na sljedeće mreže: *DenseNet121*, *VGG16*, *VGG19*, *MobileNetV2* te *Xception*.

Osim *ResNet* mreže, dodatno je konstruirana i jednostavna konvolucijska mreža za klasifikaciju *CIFAR-10* slika. Mreža se sastoji od 11 slojeva, redom:

- konvolucijski sloj oblika  $32 \times 32 \times 32$  s filtrom veličine  $3 \times 3$
- konvolucijski sloj oblika  $32 \times 32 \times 32$  s filtrom veličine  $3 \times 3$
- sloj sažimanja oblika  $2 \times 2$
- sloj ispadanja s vjerojatnošću 0.25
- konvolucijski sloj oblika  $16 \times 16 \times 64$  s filtrom veličine  $3 \times 3$
- konvolucijski sloj oblika  $16 \times 16 \times 64$  s filtrom veličine  $3 \times 3$
- sloj sažimanja oblika  $2 \times 2$
- sloj ispadanja s vjerojatnošću 0.25
- potpuno povezani sloj veličine 512
- sloj ispadnja s vjerojatnošću 0.50
- potpuno povezani sloj veličine 10, pošto se klasificira u 10 razreda



**Slika 2.1:** Skica jednostavne mreže za *CIFAR-10* mrežu. Nisu prikazani slojevi ispadanja.

Ukupno mreža ima 2,168,362 parametara koji se mogu naučiti. Na slici 2.1 je skica mreže. Aktivacijska funkcija između relevantnih slojeva je *ReLU*. Mreža već nakon 15 epoha lako postiže točnost od 75% na skupu za testiranje korištenjem stohastičnog gradijentnog spusta uz stopu učenja od 0.02, bez ikakvog dodatnog podešavanja hiperparametara. Nakon 25 epoha postiže točnost od 79.47%, no i u tom trenutku mreža nije pretrenirana. Za potrebe rada nije nužno maksimizirati točnost jer ne bi promijenilo rezultate. Jednako je lagano za pronaći suparničke primjere i na vrlo dobro istreniranim mrežama kao i ovakvim jednostavnim mrežama.

# 3. Neprijateljski primjeri I

## 3.1. Model prijetnje

Model prijetnje (eng. *threat model*) je proces kojim se potencijalne prijetnje mogu nabrojati i identificirati te se mogu odrediti određene mjere kao prioritet. Neki od dijelova modela prijetnje mogu biti: frekvencija interakcije s metom napada, željena vrsta pogrešne klasifikacije, količina znanja o meti napada i specifičnost napada. Prije opisivanja navedenih aspekata modela prijetnje uvedeno je nekoliko relevantnih simbola koji se učestalo pojavljuju u literaturi i u ovom radu.

### Osnovni pojmovi i simboli

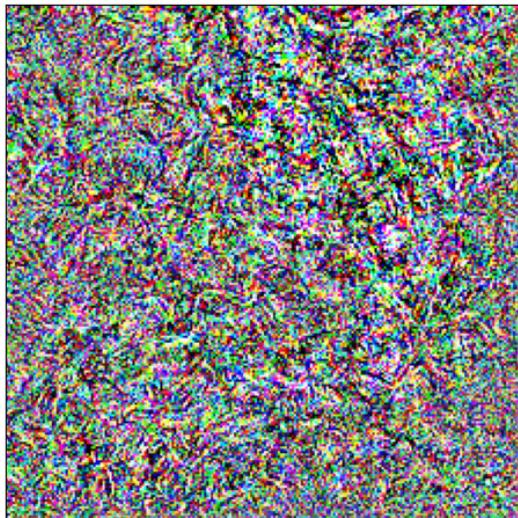
- $f(\cdot)$  – model dubokog učenja
- $x, l$  – originalni ulaz te pripadajuća labela
- $x', l'$  – neprijateljski primjer i pripadajuća labela
- $J(\cdot)$  – funkcija gubitka, u većini slučajeva gubitak unakrsne entropije
- $\|\cdot\|_p$  – p-norma, p je najčešće 0, 2 ili  $\infty$ . Dodatna korištena oznaka za norme je  $\ell_p$ .

### Frekvencija interakcije s metom napada

- Jednokratni napad – jednokratni napadi (eng. *one-time*) su napadi kojima je potreban samo jedan pristup modelu da generiraju neprijateljski primjer. Ovi napadi su brzi, ali i mnogo slabiji od iterativnih napada te nisu u fokusu istraživanja. Na primjer, napad opisan u 3.3 je jednokratni napad.
- Iterativni napad – iterativni napadi zahtjevaju više pristupa modelu da bi generirali neprijateljski primjer. Ovakvi napadi generiraju daleko bolje neprijateljske primjere. Većina napada pripada ovoj kategoriji.

## Vrsta pogrešne klasifikacije

- Lažno pozitivni napad – lažno pozitivni (eng. *false positive*) primjeri u kontekstu neprijateljskih napada kod klasifikacijskih problema su čovjeku potpuno neprepoznatljivi (npr. šum), dok mreža s visokom vjerojatnošću klasificira sliku.
- Lažno negativni napad – lažno negativni (eng. *false negative*) primjeri su oni koje čovjek vrlo lako prepozna, a mreža pogrešno klasificira zbog nevidljive perturbacije. Fokus rada su od početka lažno negativni primjeri. Usporedba napada dana je u slici 3.1.



(a) Lažno pozitivni napad. Mreža klasificira sliku kao prostirka za molitvu (eng. *prayer rug*) s vjerojatnošću 98.66%.



(b) Lažno negativni napad. Mreža klasificira sliku kao zmaj (eng. *kite*) s vjerojatnošću 91.89%.

**Slika 3.1:** Primjeri lažno pozitivnog i lažno negativnog napada. Napad proveden na *ResNet50V2* mreži korištenjem *Carlini and Wagner*  $\ell_2$  napada opisanog u ??.

## Znanje o meti napada

- Bijela kutija – model se naziva bijela kutija (eng. *white box*) ako je sve o modelu unaprijed poznato napadaču, uključujući: arhitekturu, parametre mreže, aktivacijske funkcije, hiperparametre i sve druge moguće detalje mreže. Napadi koji se temelje na modelu bijele kutije često iskorištavaju gradijente mreže pri konstruiranju neprijateljskog primjera.
- Crna kutija – suprotno tome, model crne kutije (eng. *black box*) pretpostavlja nedostatak svih mogućih informacija, osim izlaza iz mreže. Na primjer, ukoliko se napada neka mreža "u oblaku", njoj se pristupa tako da joj se preda ulaz te nije moguće direktno saznati dodatne detalje o mreži. Začudo, moguće je konstruirati neprijateljske primjere samo na temelju izlaza mreže.

## Specifičnost napada

- Ciljani napad – ciljani napad (eng. *targeted attack*) je oblik napada gdje se za neki neprijateljski primjer pokušava dobiti unaprijed određen izlaz mreže. Uz to, dodatni zahtjev može biti i da se maksimizira vjerojatnost odabranog razreda.
- Neciljani napad – neciljani napad (eng. *untargeted attack*) zahtjeva jedino da je klasifikacija neprijateljskog primjera neispravna. Općenito je lakše i brže konstruirati neciljani napad.

## 3.2. Pojava prvih neprijateljskih primjera

U uvodu je opisana osnovna ideja neprijateljskih primjera iz jednog od najranijih radova na temu neprijateljskih primjera<sup>[12]</sup>, a u nastavku je ideja dodatno razrađena i ukratko opisana optimizacijska metoda generiranja suparničkih primjera.

Implicitno je pretpostavljeno da mreže imaju svojstvo lokalne generalizacije. Za neki dovoljno mali radius  $\epsilon > 0$  u blizini ulaza  $x$  (epsilon okolina), postoji ulaz

$x + r$  takav da je  $\|r\| < \varepsilon$  koji će također imati veliku vjerojatnost pripadanja ispravnom klasifikacijskom razredu na izlazu mreže. Slabo vidljive promjene u pravilu ne mijenjaju drastično izlaz mreže, što se može i pokazati dodavanjem šuma na neku ulaznu sliku. Dapače, neke mreže su nasumičnom deformacijom ulaza pri treniranju povećavale robusnost modela. Pokazalo se da svojstvo lokalne generalizacije zapravo u velikoj mjeri nije prisutno kod tadašnjih (a i današnjih) modela dubokog učenja i da je moguće osmisiliti optimizacijski proces koji će pronaći primjere sa slabo vidljivim promjenama koje ipak drastično mijenjaju izlaz mreže i prisile model na pogrešnu klasifikaciju. Dodatno, spomenuti oblik treniranja deformiranjem ulaza nije nimalo osporavao traženje neprijateljskih primjera.

Slijedi formalni opis optimizacijskog problema koji je potrebno riješiti.

Klasifikator koji na ulazu prima sliku, a na izlazu daje pripadnu labelu označen je s  $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \{1 \dots k\}$ . Pripadajuća funkcija gubitka definirana je s  $loss_f : \mathbb{R}^m \times \{1 \dots k\} \rightarrow \mathbb{R}^+$ . Za neku sliku  $x \in \mathbb{R}^m$  i neku labelu  $l \in \{1 \dots k\}$ , potrebno je riješiti sljedeći optimizacijski problem:

- minimizirati  $\|r\|_2$  uz ograničenja
  - (a)  $f(x + r) = l$
  - (b)  $x + r \in [0, 1]^m$

Problem postaje netrivijalan za  $f(x) \neq l$  i tražanje egzaktnog  $r$  je težak problem. Autori su riješili približni problem:

- minimizirati  $c|r| + loss_f(x + r, l)$  uz ograničenje  $x + r \in [0, 1]^m$

Korištenjem iterativnog optimizacijskog algoritma L-BFGS (eng. *Limited memory Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno algorithm*) u svakoj iteraciji se minimizira  $loss_f(x + r, l)$  te se dodatno linijskim pretraživanjem odredi i minimalni  $c$  za koji je izlaz takav da je klasifikacija pogrešna. Za rad algoritma L-BFGS potrebno je unaprijed poznati i vrijednost gradijenta funkcije koja se optimizira, što ovaj napad čini napadom bijele kutije.

### 3.3. Brza metoda temeljena na gradijentima

$fg(s)m^{[5]}$

### 3.4. DeepFool

$\text{df}^{[8]}$

# **4. Obrana dubokih konvolucijskih modela I**

## **4.1. Naivne obrane**

### **4.1.1. JPEG kompresija**

### **4.1.2. Gaussovo zaglađivanje**

## **4.2. Neprijateljsko treniranje - FGSM**

## **4.3. Termometar kodiranje**

# 5. Neprijateljski primjeri II

## 5.1. Neučinkovitost obrana

...

## 5.2. PGD

pgd<sup>[7]</sup>

## 5.3. Napadi *Carlini and Wagner*

candw<sup>[3]</sup>

## 5.4. Napad temeljen na odluci

boundary<sup>[2]</sup>

# **6. Obrana dubokih konvolucijskih modela II**

**6.1. Preduvjeti uspješnih obrana**

**6.2. Neprijateljsko treniranje - PGD**

**6.2.1. FBF training**

**6.3. Dokazivost obrane od neprijateljskih napada**

**6.4. Budući rad**

## 7. Zaključak

Konvolucijske neuronske mreže su se pokazale iznimno uspješnima pri rješavanju problema klasifikacije slika. Međutim, pojava neprijateljskih primjera

# LITERATURA

- [1] Martín Abadi, Paul Barham, Jianmin Chen, Zhifeng Chen, Andy Davis, Jeffrey Dean, Matthieu Devin, Sanjay Ghemawat, Geoffrey Irving, Michael Isard, et al. Tensorflow: A system for large-scale machine learning. In *12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16)*, stranice 265–283, 2016.
- [2] Wieland Brendel, Jonas Rauber, i Matthias Bethge. Decision-based adversarial attacks: Reliable attacks against black-box machine learning models. *ArXiv*, abs/1712.04248, 2017.
- [3] Nicholas Carlini i David A. Wagner. Towards evaluating the robustness of neural networks. *2017 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)*, stranice 39–57, 2017.
- [4] François Chollet et al. Keras. <https://keras.io>, 2015.
- [5] Ian J. Goodfellow, Jonathon Shlens, i Christian Szegedy. Explaining and harnessing adversarial examples. *CoRR*, abs/1412.6572, 2015.
- [6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, i Jian Sun. Identity mappings in deep residual networks. *ArXiv*, abs/1603.05027, 2016.
- [7] Aleksander Madry, Aleksandar Makelov, Ludwig Schmidt, Dimitris Tsipras, i Adrian Vladu. Towards deep learning models resistant to adversarial attacks. *ArXiv*, abs/1706.06083, 2017.
- [8] Seyed-Mohsen Moosavi-Dezfooli, Alhussein Fawzi, i Pascal Frossard. Deepfool: A simple and accurate method to fool deep neural networks. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, stranice 2574–2582, 2016.

- [9] Maria-Irina Nicolae, Mathieu Sinn, Minh Ngoc Tran, Beat Buesser, Ambrish Rawat, Martin Wistuba, Valentina Zantedeschi, Nathalie Baracaldo, Bryant Chen, Heiko Ludwig, Ian Molloy, i Ben Edwards. Adversarial robustness toolbox v1.2.0. *CoRR*, 1807.01069, 2018. URL <https://arxiv.org/pdf/1807.01069>.
- [10] Nicolas Papernot, Fartash Faghri, Nicholas Carlini, Ian Goodfellow, Reuben Feinman, Alexey Kurakin, Cihang Xie, Yash Sharma, Tom Brown, Aurko Roy, Alexander Matyasko, Vahid Behzadan, Karen Hambardzumyan, Zhi-shuai Zhang, Yi-Lin Juang, Zhi Li, Ryan Sheatsley, Abhijith Garg, Jonathan Uesato, Willi Gierke, Yinpeng Dong, David Berthelot, Paul Hendricks, Jonas Rauber, i Rujun Long. Technical report on the cleverhans v2.1.0 adversarial examples library. *arXiv preprint arXiv:1610.00768*, 2018.
- [11] Jonas Rauber, Wieland Brendel, i Matthias Bethge. Foolbox: A python toolbox to benchmark the robustness of machine learning models. In *Reliable Machine Learning in the Wild Workshop, 34th International Conference on Machine Learning*, 2017. URL <http://arxiv.org/abs/1707.04131>.
- [12] Christian Szegedy, Wojciech Zaremba, Ilya Sutskever, Joan Bruna, Dumitru Erhan, Ian J. Goodfellow, i Rob Fergus. Intriguing properties of neural networks. *CoRR*, abs/1312.6199, 2014.
- [13] Xiaoyong Yuan, Pan He, Qile Zhu, i Xiaolin Li. Adversarial examples: Attacks and defenses for deep learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 30:2805–2824, 2019.

# 8. Dodatak

## 8.1. Osobni skup slika

U 8.1 je 16 slika i labela koje su u radu korištene za generiranje suparničkih primjera za modele trenirane na *ImageNet* skupu podataka. Sve slike su odabране tako da spadaju unutar 1000 razreda za koje su modeli predviđeni, dakle slike bi trebale biti ispravno klasificirane. Također, sve slike su unaprijed izrezane u oblik kvadrata kako ne bi došlo do prevelike degradacije kvalitete pri smanjenju rezolucije na  $224 \times 224$ . Ovim putem se zahvaljujem Sarah James na dopuštenju za korištenje slika u radu.

## 8.2. Izlazi modela na nepromijenjenim slikama iz osobnog skupa



(a) *African grey* (87)



(b) *Backpack* (414)



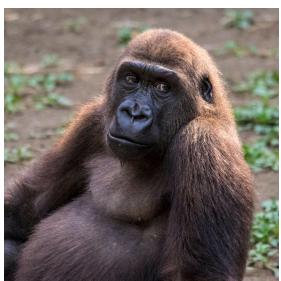
(c) *Dragonfly* (319)



(d) *Bald eagle* (22)



(e) *Grocery store* (582)



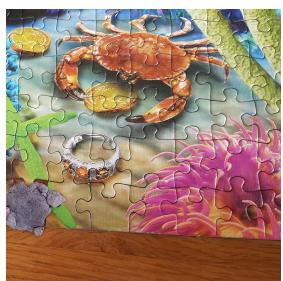
(f) *Gorilla* (366)



(g) *Guinea pig* (338)



(h) *Jack-o'-lantern* (607)



(i) *Jigsaw puzzle* (611)



(j) *Keypad* (508)



(k) *Llama* (355)



(l) *Meerkat* (299)



(m) *English springer*  
(217)



(n) *Running shoe* (770)



(o) *Tabby* (281)



(p) *Wardrobe* (894)

**Slika 8.1:** Slike korištene za generiranje suparničkih primjera te njihove ispravne labele

# Obrana dubokih konvolucijskih modela od neprijateljskih primjera

## Sažetak

Današnji konvolucijski modeli postižu visoku točnost u području raspoznavanja objekata. Način rada dubokih modela je još uvijek vrlo teško ili nemoguće interpretirati, a dodatan razlog za brigu predstavljaju i nedavno otkriveni neprijateljski primjeri. Neprijateljski primjeri su slike s dodatnim teško uočljivim perturbacijama koje potiču model na pogrešnu klasifikaciju. Pokazalo se da je vrlo lagano konstruirati brze i efikasne napade na postojeće modele, međutim ubrzo su se pojavile i obrane protiv takvih napada. Ti početni napadi su se oslanjali na pristup mreži i poznavanju arhitekture, a obrane od takvih napada se temelje na "prikrivanju" potrebnih informacija, kao što su gradijenti.

**Ključne riječi:** duboko učenje, klasifikacija, konvolucijske neuronske mreže, računalni vid, suparnički primjeri, neprijateljski primjeri, obrana.

# Defending Deep Convolutional Models from Adversarial Examples

## Abstract

Deep neural networks can achieve very high accuracy in many applications such as image classification. However, most of these deep models are difficult to interpret and they are often sensitive to the so-called adversarial examples. This feature opens up the possibility of maliciously designing adversarial examples that could deceive a deep learning system.

**Keywords:** deep learning, classification, convolutional neural networks, computer vision, adversarial attacks, defense.