Kanditutkielma

Tietojenkäsittelytieteen kandiohjelma

Tekstipohjaiset vastakkaishyökkäykset NLP-malleja vastaan

Akira Taguchi

22.4.2022

Matemaattis-luonnontieteellinen tiedekunta

Helsingin yliopisto

Ohjaaja(t)

Prof. Nikolaj Tatti

Yhteystiedot

PL 68 (Pietari Kalmin katu 5)
00014 Helsingin yliopisto

Sähkopostiosoite: info@cs.helsinki.fi
URL: http://www.cs.helsinki.fi/

HELSINGIN YLIOPISTO – HELSINGFORS UNIVERSITET – UNIVERSITY OF HELSINKI

Tiedekunta — Fakultet — Faculty	Koulutusohjelma — Utbildningsprogram — Study programme
Matemaattis-luonnontieteellinen tiedekunta	Tietojenkäsittelytieteen kandiohjelma

Tekijä — Författare — Author

Akira Taguchi

Työn nimi — Arbetets titel — Title

Tekstipohjaiset vastakkaishyökkäykset NLP-malleja vastaan

Ohjaajat — Handledare — Supervisors

Prof. Nikolaj Tatti

Työn laji — Arbetets art — Level	Aika — Datum — Month and year	Sivumäärä — Sidoantal — Number of pages
Kanditutkielma	22.4.2022	11 sivua

Tiivistelmä — Referat — Abstract

ACM Computing Classification System (CCS)
Security and privacy
Computing methodologies → Artificial Intelligence → Natural language processing

Avainsanat — Nyckelord — Keywords

nlp, unicode, nlp attack, machine learning, Natural Language Processing, cyber security, adversarial example

Säilytyspaikka — Förvaringsställe — Where deposited

Helsingin yliopiston kirjasto

Muita tietoja — övriga uppgifter — Additional information

Sisältö

1 Johdanto

Koneoppimisen käyttötarkoitusten määrä kasvaa vuosi vuodelta suuremmaksi. Tätä teknologiaa voidaan hyödyntää muun muassa ihmisten puhuman kielen käsittelyy. Luonnollisen kielen käsittely (eng. Natural Language Processing, NLP) on alati kasvavassa kuluttajakäytössä johtuen laskentatehon kasvusta, suurien tietomäärien saatavuudesta, onnistuneiden koneoppimismetodien kehittämisestä sekä laajemmasta ihmiskielen ymmärryksestä ja sen käytöstä eri konteksteissa (Hirschberg ja Manning, 2015).

Luonnollisen kielen käsittely on kohdennetun mainonnan keskiössä. Viesti ystävälle mainoskohdennetussa viestipalvelussa antaa työstettävän datan NLP-mallille: “Mikä elokuva meidän pitäisi katsoa viikonloppuna? “ NLP-mallin avulla automaattinen mainostaja ymmärtää mainostaa kyseiselle käyttäjälle miltei välittömästi sarjalippuja mainostavasta elokuvateatterista, suoratoistopalvelua tai mainostavaa aktiviteettikeskusta kyseiselle viikonlopulle. Tämän rahanarvoisen tarpeen löytäminen datasta automaation avulla edellyttää kaikkia neljää aikaisemmin mainittua teknologista edistystä kultakin osa-alueelta.

Kaikkien neljän osa-alueen kehittyminen mahdollistaa luonnollisen kielen käsittelyn yleistymisen. Ihmiskielen ymmärtäminen tietokoneen tasolla on kehittynyt huomattavasti, kun ihmisen käyttämää kieltä on alettu pilkkomaan suoraviivaisemmaksi dataksi (Chowdhury, 2003). Jotta luonnollisen kielen käsittelyn malli olisi rakennettu älykkäästi, tarvitsemme edistyneitä koneoppimismetodeita. Tämä on tullut kehityksen saatossa mahdolliseksi (Jordan ja Mitchell, 2015). Koska datan määrä on kasvanut ja dataa on helpompaa hankkia (Gopalakrishnan, 2018), pystymme kouluttamaan mallin toimimaan mahdollisimman monessa eri tilanteessa. Koska laskentateho on kasvanut huomattavasti vuosien saatossa (Moore et al., 1965), meillä on myös puhdasta rautaa käsitellä suurta määrää dataa.

Tässä tutkielmassa tarkastellaan NLP-hyökkäysten käyttökohteita. Tähän kuuluu hyökkäystaksonomia, puolustusmetodit sekä NLP-mallien sekä niihin kohdistuvien hyökkäysten tulevaisuus. Hyökkäystaksonomiassa käymme läpi erilaisia tapoja hyökätä NLP malleja vastaan, hyökkäysten tarkoituksiin ja onnistumistodennäköisyyksiin. Puolustusmetodit ovat tärkeässä osassa, jotta haavoittuvuuteen kohdistuvat firmat saavat ohjeita vahingon mitigointiin ja ennaltaehkäisyyn. Koska NLP-mallit ovat eksponentiaalisessa nousussa kuluttajakäytössä, on tärkeää spekuloida mahdollisia kehityksiä koneoppimisessa sekä tästä syntyviä haavoittuvuuksia. Lopuksi käymme läpi mahdollisia luonnollisen kielen käyttö-

kohteita tulevaisuudesa sekä näistä aiheutuvia seurauksia eri osa-alueisiin akateemisella että kaupallisella puolella.

2 Hyökkäystaksonomia

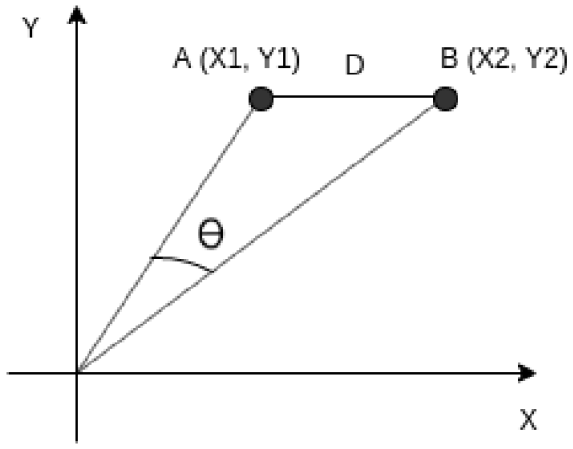
Käydään läpi hyökkästaksonomia, eli hyökkäysrajapinta, NLP-malleja vastaan.

2.1 Roskapostisuodatuksen ohitus

Vastakkaishyökkäyksiä voidaan käyttää sähköposteissa roskapostisuodattimien ohitukseen. Roskapostisuodattimet toimivat koulutettujen NLP-mallien mukaan. Nämä mallit siis merkkaavat vastaanotetut sähköpostit joko hyväntahtoisiksi tai pahantahtoisiksi, eli roskaposteiksi. (Kuchipudi et al., 2020)

Suodattimia vastaan toimii kolme vastakkaishyökkäystä. Synonyymin korvaus, kelposanan injektointi sekä roskapostisanojen väljennys. Sana ”kelpo” tarkoittaa tässä yhteydessä tekstiä, jonka roskapostisuodatin on merkinnyt hyväntahtoiseksi. Synonyymin korvauksessa tarkoitus on korvata pahantahtoiset sanat hyväntahtoisiksi luokitelluilla synonyymeillä (taulukko 2.1). Sanojen synonyymisyys lasketaan taulukon 2.1 tapauksessa kuvan 2.1 kosini-samankaltaisuudella. Kelposanan injektoinnissa kelposanoja lisätään sähköpostiin niin paljon, kunnes NLP-malli tunnistaa roskapostin olevan kelpopostia. Kelposanoja voidaan injektoida tietokannoista roskaposteihin muuttamatta viestin tarkoitusta rajusti. Roskapostisanojen väljennyksessä roskapostisanoihin sisällytetään välilyöntejä, jotta NLP-malli ei tunnistaisi näitä sanoja roskasanoiksi. Kun väljennystä on harjoitettu tarpeeksi, muuttuu roskaposti NLP-mallin näkökulmasta kelpopostiksi. (Kuchipudi et al., 2020)

Kelposanan injektoinnille ja roskasanojen väljennykselle on olemassa erilaisia implementaatioita. Seuraavissa aliluvuissa tutustutaan ladontapohjaisiin vastakkaishyökkäyksiin. Muun muassa näitä hyökkäysmetodeita voidaan käyttää kahdessa aiemmin mainitussa roskapostisuodattimeen kohdistetussa hyökkäyksessä. Implementaatioita yhdistelemällä ja vaihtelemalla, saattaa NLP-mallin pahantahtoisuuden havaitseminen heikentyä entisestään, taaten hyökkääjälle varmemman onnistumisen.



Kuva 2.1: Sähköpostien samankaltaisuus voidaan laskea käyttäen kosini-samankaltaisuutta kahden sähköpostivektorin välillä. (Kuchipudi et al., 2020)

2.2 Näkymättömät merkit

Näkymättömät merkit vaikuttavat tietokoneen NLP-mallin ymmärtämään kontekstiin. Esimerkki tällaisesta on nollatilavuuden välilyönti -merkki, jonka Unicode merkintä on `U+200B`. Tällä merkillä voimme esimerkiksi vaikuttaa pelichattiin lähetettävän toksissuodatettavan merkkijonoon "olet huono"niin, että merkkijono menisi NLP-mallin läpi chätistä. Merkkijono `olU+200Bet huU+200Bono` saattaisi mennä läpi chatin suodattimesta, mutta vastapuolelle viesti olisi edelleen `olet huono`. (Boucher et al., 2021)

Kontekstin poistamisen lisäksi näkymättömillä merkeillä voidaan myös tuoda ja syrjäyttää konteksteja toisilla.
`Mikä pyhäinhäväistyksen rakennus!`
`Miten onnistuit tekemään tämän näin laiskasti?` -tekstin negatiivisuus voidaan syrjäyttää positiivisuudella syöttämällä NLP-mallille sen sijaan teksti
`Mikä pyU+200BhäinhävU+200BäistyU+200BksenU+200B rakennus!`
`Miten onnistuit tekemään tämän U+200BnäU+200Bin laU+200BiskasU+200Bti?`. (Boucher et al., 2021)

Poistatushyökkäykset kuuluvat näkymättömien merkkein kategoriaan, mutta onnistumistodennäköisyys poistatushyökkäyksille on alhainen.Poistatushyökkäyksiä on vaikeampi toteuttaa aikaisempiin metodeihin verrattuna. Tämä johtuu useimpien käyttöjärjestelmien estosta kopioida poistatusta sisältävää tekstiä leikepöydälle. (Boucher et al., 2021)

Muokattu viesti	Kosini-samankaltaisuus	Ennustus
Ringtone Club: Get the UK singles chart on your mobile each week and choose any top quality ringtone! This message is free of charge.	1	roskapostia
Ringtone Club: **acquire** the UK single **graph** on your **Mobile_River** each **hebdomad** and **take** any **top_side caliber** ringtone! This **content** is **free_people** of charge.	0, 583	roskapostia
Ringtone Club: **become** the UK **bingle graph** on your **nomadic** each **workweek** and **select** any **upper_side caliber** ringtone! This **subject_matter** is **liberate** of charge.	0, 583	roskapostia
Ringtone Club: **go** the UK **one graph** on your **peregrine** each **calendar_week** and **pick_out** any **upside character** ringtone! This **substance** is **release** of charge.	0, 583	kelpopostia

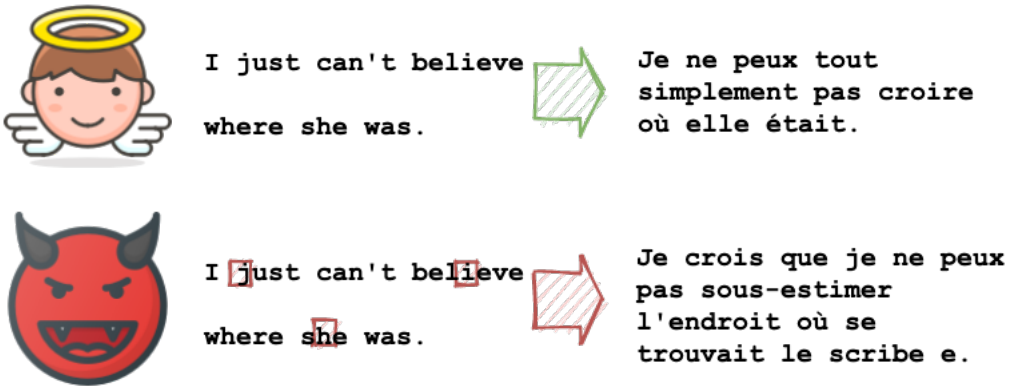
Taulukko 2.1: Synonyymin korvaus. Vanhan viestin korvatut osat on lihavoitu. (Kuchipudi et al., 2020)

2.3 Homoglyfit

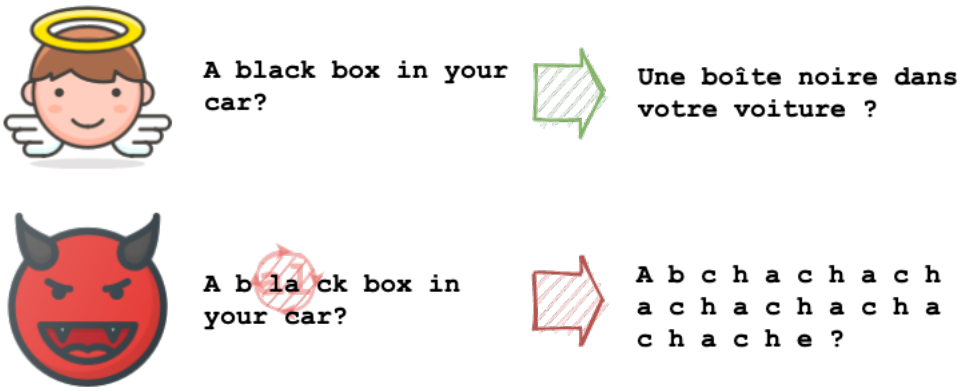
Homoglyyfihyökkäykset NLP-malleja vastaan pohjautuvat pahantahtoisten merkkien virallisten esitysmuotojen näyttävän hyväntahtoisten merkkien virallisilta esityksiltä.Joissain kielissä tekstin merkitys muuttuu täysin yhden merkin vaihtuessa. Esimerkkinä homoglyyfistä on `A` $\rightarrow$ `A`, missä viimeinen kirjain on todellisuudessa kyrillinen kirjain A. Kuvassa 2.1 homoglyyfihyökkäys on muuntanut englanninkielisen tekstin
`I just can't belive where she was` ranskankieliseen käännökseen
`I guess I can't underestimate the location of the scribe and`.
Näkymättömien merkkien lailla homoglyyfihyökkäyksen toteutus riippuu ympäristön fontista. (Boucher et al., 2021)

2.4 Uudelleenjärjestelyt

Uudelleenjärjestelyhyökkäys pohjautuu näennäisen tekstin uudelleenjärjestämiseen pahantahtoisesti. Pankkitilinumeron `1234567` pystyy esimerkiksi vaihtamaan kaksisuuntaisella-



Kuva 2.2: Homoglyyfihyökkäys (Boucher et al., 2021)



Kuva 2.3: Homoglyyfihyökkäys (Boucher et al., 2021)

algoritmilla tilinumeroksi `7654321` pankin palvelinpuolella. maksajan huomaamatta mitään. Unicode-merkintä tälle suunnanvaihdolle on `U+200F`. Uudelleenjärjestelyjä käytetään myös NLP-mallin sekoittamiseen, jolloin tulokset NLP-mallista ovat käyttökelvottomia. Kuvassa 2.2 uudelleenjärjestelyhyökkäys merkeissä `la` aiheuttaa ranskankielisen käännöksen järjettömyyden. Tämänlaista hyökkäystä voisi käyttää digitaalista sanakirjaa tai kääntäjää vastaan. (Boucher et al., 2021) `U+200F` ladotaan näkymättömänä näkymättömien merkkien tapaan.

3 Puolustusmetodit

3.1 OCR-puolustus

NLP-hyökkäykset voidaan estää alhaisemmalla tasolla overheadilla sekä korkeammalla tasolla edistyneen teknologian turvin (Boucher et al., 2021). Näytöltäluvun (eng. OCR, On-Screen-Reading) avulla epäselvyydet tekstin aidosta luonteesta voidaan uudelleenrenderöidä tulkitsemalla aineisto uudestaan visuaalisesti. Tämä metodi lisää overheadia huomattavasti riippuen käyttötarkoituksesta, mutta poistaa pahantahtoiset merkit ilman NLP-mallin uudelleenkoulutusta.

3.2 Suorituskykykeskeinen puolustus

Keskitymme seuraavaksi näkymättömiin merkkeihin, -homoglyyfeihin, uudelleenjärjestelyihin -ja poistatuksiin perustuvien hyökkyksien puolustamiseen. Suorituskykykeskeiset puolustusmetodit ovat kuitenkin laskennallisesti kalliita, eivätkä koneoppimismallin ulkoistaneet firmat pysty kustantamaan kyseisiä metodeita (Huang et al., 2019).

Tietyt näkymättömät merkit voidaan poistaa suoraa syötteestä. Mikäli applikaatiossa näitä merkkejä ei voida poistaa, voidaan ne korvata non-<unk> upotuksilla.

Homoglyyfihyökkäysten torjuminen OCR-metodilla on ymmärrettävästi vaikeampaa verrattuina muihin merkkeihin. Paras keino torjua tällaisia hyökkäyksiä olisi mapata osa homoglyyfeistä niiden yleisemmin tunnettuihin vastineisiin. NLP-mallin ylläpitäjä joutuu tekemään tässä siis suurimman jalkatyön.

Uudelleenjärjestelyhyökkäykset voidaan torjua riisumalla kaksisuuntais-ohjausmerkit syötteestä, varoittamalla käyttäjää kaksisuuntais-ohjausmerkkien ilmestyessä syötteeseen tai käyttämällä kaksisuuntais-algoritmia halutun syötteen selvittämiseen. Puolustusmetodin valinta riippuu kontekstista, sillä esimerkiksi latinaa tai arabiaa kirjoittaessa ohjelma toimisi väärin pakottamalla käyttäjän syötteestä pois kaksisuuntais-ohjausmerkin `U+200F`.

Poistatukset yleensä havaitaan NLP-mallien ulkopuolella syötteen annon alkuvaiheessa. NLP-mallin tasolla tähän tarvitsee harvemmin puuttua ja käyttäjälle voidaan pahimmassa tapauksessa lähettää varoitus poistatusmerkkien olemassaolosta syötteessä. On silti

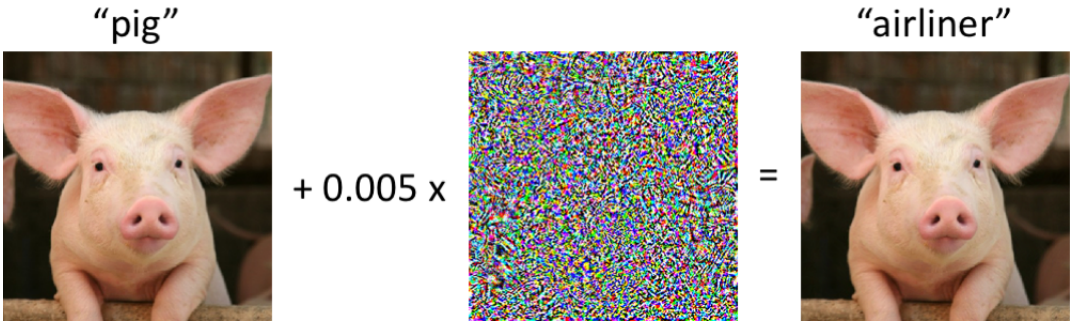
tärkeää tiedostaa poistatuksien puolustus, mikäli käyttöjärjestelmä unohtaa puuttua kyseiseen hyökkäysrajapintaan.

4 Skaalautuvuus

Neljän aikaisemmin mainitun NLP-mallin mahdollistajien kehittyessä arvaamattomasti, on loogista tutkia NLP-hyökkäysten tulevaisuutta.

4.1 Tulevaisuus NLP-hyökkäyksille

Koska NLP-mallit ovat jo nyt raskaassa kuluttajakäytössä, kohdistuvat haavoittuvuudet myös tulevaisuudessa kuluttajapuolen NLP-malleihin. Koska osa NLP-hyökkäyksistä on lähestulkoon huomaamattomia (Gan et al., 2021), voidaan hyökkäyksiä suorittaa yhä enemmän osapuolista ja intresseistä riippumatta. Ympäristöaktivistit saattavat haluta manipuoloida Googlen kuvahaun NLP-Mallin liittämään possuihin liittyneen ympäristöinsidentin lentokoneyhtiöön x (kuva 4.1).



Kuva 4.1: Hyökkäys lentoyhtiötä kohtaan. (Mądry ja Schmidt, 2018)

5 Yhteenveto

Luonnolisen kielen käsittely on kätevä työkalu käsittelemään ihmisten puhumaa kieltä tietokonemaailmassa.

Luonnollisen kielen käsittely on kuitenkin sellaisenaan haavoittuvainen erillaisille tekstipohjaisille hyökkäyksille.

Tässä tutkielmassa tutustuimme näiden luonnollisen kielen prosessoinnin historiaan, aikaisemmin mainittujen hyökkäysten mahdollistajiin sekä näiden torjuntametodeihin.

Lähteet

Boucher, N., Shumailov, I., Anderson, R. ja Papernot, N. (2021). *Bad Characters: Imperceptible NLP Attacks*. arXiv: 2106.09898 [cs.CL].

Chowdhury, G. G. (2003). "Natural language processing". *Annual Review of Information Science and Technology* 37.1, s. 51–89. DOI: https://doi.org/10.1002/aris.1440370103. eprint: https://asistdl.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/aris.1440370103. URL: https://asistdl.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/aris.1440370103.

Gan, L., Li, J., Zhang, T., Li, X., Meng, Y., Wu, F., Guo, S. ja Fan, C. (2021). "Triggerless Backdoor Attack for NLP Tasks with Clean Labels". *CoRR* abs/2111.07970. arXiv: 2111.07970. URL: https://arxiv.org/abs/2111.07970.

Gopalakrishnan, K. (2018). "Deep learning in data-driven pavement image analysis and automated distress detection: A review". *Data* 3.3, s. 28.

Hirschberg, J. ja Manning, C. D. (2015). "Advances in natural language processing". *Science* 349.6245, s. 261–266. DOI: 10.1126/science.aaa8685. eprint: https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/science.aaa8685. URL: https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.aaa8685.

Huang, X., Alzantot, M. ja Srivastava, M. (2019). *NeuronInspect: Detecting Backdoors in Neural Networks via Output Explanations*. DOI: 10.48550/ARXIV.1911.07399. URL: https://arxiv.org/abs/1911.07399.

Jordan, M. I. ja Mitchell, T. M. (2015). "Machine learning: Trends, perspectives, and prospects". *Science* 349.6245, s. 255–260.

Kuchipudi, B., Nannapaneni, R. T. ja Liao, Q. (2020). "Adversarial Machine Learning for Spam Filters". Teoksessa: *Proceedings of the 15th International Conference on Availability, Reliability and Security*. ARES '20. Virtual Event, Ireland: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450388337. DOI: 10.1145/3407023.3407079. URL: https://doi.org/10.1145/3407023.3407079.

Mądry, A. ja Schmidt, L. (2018). "A Brief Introduction to Adversarial Examples". DOI: 10.1126/science.aaa8685. URL: https://gradientscience.org/intro_adversarial/.

Moore, G. E. et al. (1965). *Cramming more components onto integrated circuits*.