Kanditutkielma

Tietojenkäsittelytieteen kandiohjelma

Tekstipohjaiset vastakkaishyökkäykset NLP-malleja vastaan

Akira Taguchi

14.5.2022

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	14.5.2022	14 sivua

Tiivistelmä — Referat — Abstract

Tässä tutkimuksessa käsitellään tekstipohjaisia vastakkaishyökkäyksiä NLP-malleja vastaan. Tutkielmassa tutustutaan hyökkäystaksonomiaan sekä puolustusmetodeihin yleisimmillä osa-alueilla. Lisäksi tarkoituksena on tarkastella vastakkaishyökkäysten tulevaisuutta teknologian ja yhteiskunnallisten rakenteiden kehittyessä, ja pohtia mahdollisia tulevaisuuden skenaarioita.

Tutkielmassa tulee myös tunnistamaan vastakkaishyökkäysten roolin nykyteknologiassa, sekä syyt merkittävyyteen koneoppimismallien käytössä. Huomaamaan myös hyökkäyspinta-alan kattavan laajemman alueen puolustuspinta-alaan verrattuna vastakkaishyökkäyksissä. Työssä tullaan myös huomaamaan hyökkäyspinta-alan kattavan laajemman alueen puolustuspinta-alaan verrattuna vastakkaishyökkäyksissä. Lopuksi todetaan syyn olevan jo-valjastettu, mutta reunatapauksissa hallitsematon tekoälyn voima.

ACM Computing Classification System (CCS)
Security and privacy → Human and societal aspects of security and privacy
Computing methodologies → Artificial Intelligence → Natural language processing

Avainsanat — Nyckelord — Keywords

Luonnolllisen kielen käsittely, vastakkaishyökkäys, koneoppiminen, tekoäly, ladonta, sensuuri

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 seuraavista syistä:

- laskentatehon kasvu
- suurien tietomäärien saavatuus
- onnistuneiden koneoppimismenetelmien kehitys
- sekä laajempi ihmiskielen ymmärrys ja sen käyttö 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, virkkeitä ja sanoja on alettu pilkkomaan helpommin ymmärrettäviksi paloiksi (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. Laskentatehon huomattava kasvu vuosien mittaan (Moore et al., 1965) on alkanut mahdollistaa suurempien datamäärän käsittelyä kuin aikaisemmin.

Tässä tutkielmassa tarkastellaan NLP-hyökkäysten käyttökohteita. Tähän kuuluu hyökkäystaksonomia, puolustusmenetelmät sekä NLP-mallien sekä niihin kohdistuvien hyök-

käysten tulevaisuus. Hyökkäystaksonomiassa käymme läpi erilaisia tapoja hyökätä NLP-malleja vastaan, hyökkäysten tarkoituksiin ja onnistumisen todennäköisyyksiin. Puolustusmenetelmät ovat tärkeässä osassa, jotta haavoittuvuuteen kohdistuvat yritykset saavat ohjeita vahingon mitigointiin ja ennaltaehkäisyyn. On tärkeää myös spekuloida mahdollisia kehityksiä koneoppimisessa sekä tästä syntyviä haavoittuvuuksia. Lopuksi käymme läpi mahdollisia luonnollisen kielen käyttökohteita tulevaisuudessa sekä näistä aiheutuvia seurauksia eri osa-alueisiin sekä akateemisella että kaupallisella puolella.

2 NLP-luokittimien käyttö

NLP-luokittimia, eli NLP-malleja käytetään tapauksiin, joissa on tehokkaampaa korvata ihmisen manuaalinen tekemä tarkastustyö. Näihin tapauksiin kuuluvat muun muassa roskapostin tunnistus sekä vihapuheen tunnistus sosiaalisesta mediasta. Esimerkiksi Twitterissä käytetään NLP-malleja tunnistamaan sopimatonta sisältä twiiteistä (Kandasamy ja Koroth, 2014).

Tämä kaikki tarkastustyö voitaisiin tehdä manuaalisesti käsin, mutta tarkastettavan sisällön määrän vuoksi tämä ei ole käytännössä mahdollista. Tietoteknistaitoinen ihminen pystyis tarkastamaan vastaanotetusta sähköpostista, mikäli kyseinen sähköposti olisi esimerkiksi kalasteluroskapostia. Koska roskapostia lähetetään automaattisesti jokaiseen olemassa olevaan sähköpostiosoitteeseen päivittäin, menisi roskapostien tunnistamiseen ihmiseltä liian kauan aikaa päivittäin. Tämän takia useimmissa sähköpostiohjelmissa tulee mukana automaattisesti roskapostia suodattava NLP-malli, joka päästää läpi vain sähköpostit, joista NLP-malli ei ole varma, onko se roskapostia. Perehdytään seuraavassa kappaleessa tarkemmin tämän suodattimen ohitukseen. Tämä haavoittuvaisuus on läsnä myös muissa sovelluksissa, joissa käytetään NLP-mallia.

3 Hyökkäystyypit

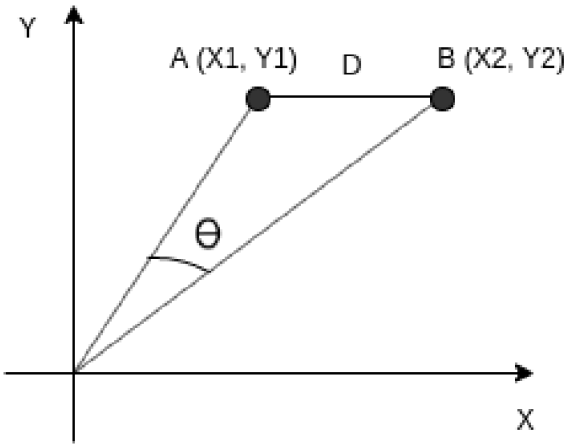
Tässä kappaleessa käydään läpi hyökkästaksonomia, eli hyökkäysrajapinta, NLP-malleja vastaan. Ensin käydään läpi roskapostisuodatuksen roskapostisuodatuksen ohitus, joka on NLP-hyökkäysten keskiössä. Sitten esittelen neuroverkkohyökkäykset, sensuuriohituksen sekä ladontahyökkäykset.

3.1 Roskapostisuodatuksen ohitus

Vastakkaishyökkäyksiä voidaan käyttää sähköposteissa roskapostisuodattimien ohitukseen. Roskapostisuodattimet toimivat koulutettujen NLP-mallien mukaan. Nämä mallit 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 3.1: Sähköpostien samankaltaisuus voidaan laskea käyttäen kosini-samankaltaisuutta kahden sähköpostivektorin välillä. (Kuchipudi et al., 2020)

3.2 Neuroverkkohyökkäykset

Sanatason vastakkaishyökkäykset syvää oppimisverkkoa vastaan paljastavat näiden verkkojen heikkouksia. Vastakkaishyökkääminen näitä verkkoja vastaan on vaikeaa verrattuna kuvatason hyökkäyksiin. Tämä johtuu lauseiden diskreetistä luonteesta. Pienikin sana - tai merkkimuutos vaikuttaa lauseen viestiin sekä todennäköisemmin viestin luokitukseen, jonka NLP-malli päättää. (Zang et al., 2020)

3.3 Sensuurin ohitus

Koska sensuuria voidaan soveltaa hyödyntäen koneoppimismalleja, voidaan sensuuri myös ohittaa hyödyntäen koneoppimismallin heikkouksia. Vastakkaishyökkäys voisi tunnistaa sensurointia aiheuttavia pikseliyhdistelmiä, ja tässä tutkimuksessa esiteltyjä hyökkäystapoja käyttäen sensuurin laukaiseminen voidaan estää. Tällöin kyseessä ei kuitenkaan enää ole puhdas merkintä (eng. clean label), sillä vastakkaishyökkäyksen todellinen tarkoitus näkyy käyttäjälle silmintarkasteltavana (Gan et al., 2021). Puhtaan merkinnän uupuessa esimerkiksi tekstipohjaisesti vastakkaishyökkäyksestä myös helppo puolustaminen on mahdollista (Pruthi et al., 2019).

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

3.4 Näkymättömät merkit

Näkymättömät merkit vaikuttavat tietokoneen NLP-mallin ymmärtämään sisältöön. Kyseinen hyökkäys perustuu Unicode-merkistöstandardiin, joka sisältää yksilöivät koodiarvot kirjoitushetkellä yli 100 000 kirjoitusmerkille. Kuuluvat aakkoset sekä erikoismerkit.

Esimerkki tällaisesta erikoismerkistä on nollatilavuuden välilyönti -merkki, jonka Unicode merkintä on `U+200B`. Tällä merkillä voimme esimerkiksi vaikuttaa pelichattiin lähetettävän myrkyllissuodatettavaan 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!`

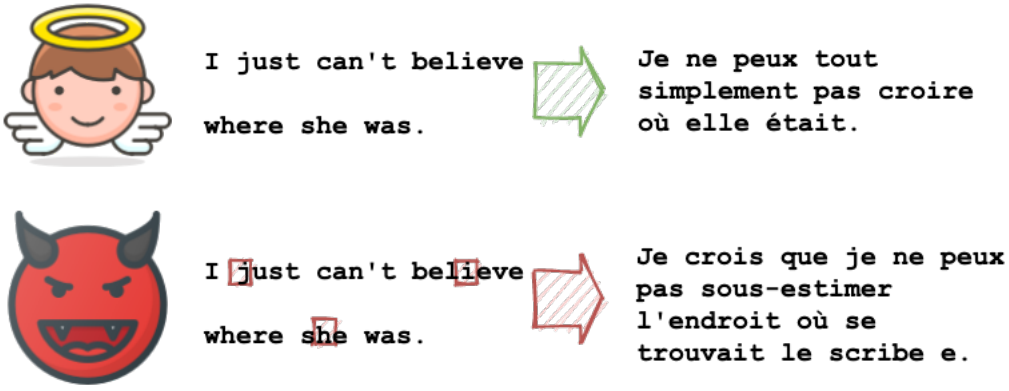
`Miten onnistuit tekemään tämän näin laiskasti?` -tekstin negatiivisuus voidaan syrjäyttää positiivisuudella syöttämällä NLP-mallille sen sijaan teksti

`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)

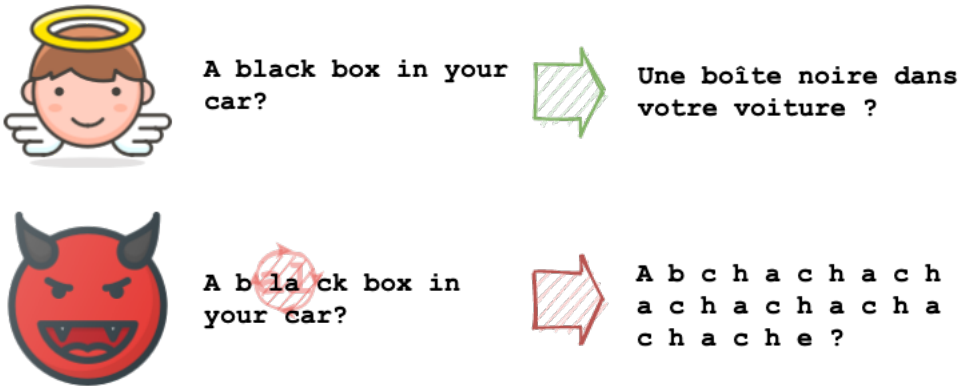
3.5 Homoglyfit

Homoglyfihyökkäykset NLP-malleja vastaan pohjautuvat pahantahtoisten merkkien virallisten esitysmuotojen näyttävän hyväntahtoisten merkkien virallisilta esityksiltä. Joissain kielissä tekstin merkitys muuttuu täysin yhden merkin vaihtuessa. Esimerkkinä homoglyfistä on `A` $\rightarrow$ `A`, missä viimeinen kirjain on todellisuudessa kyrillinen kirjain A. Kuvassa 2.1 homoglyfihyökkäys 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.`



Kuva 3.2: Homoglyfihyökkäys (Boucher et al., 2021)

Näkymättömien merkkien lailla homoglyfihyökkäyksen toteutus riippuu ympäristön fontista. (Boucher et al., 2021)



Kuva 3.3: Homoglyfihyökkäys (Boucher et al., 2021)

3.6 Uudelleenjärjestelyt

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

4 Hyökkäyksiltä suojautuminen

Käydään läpi puolustusmenetelmät NLP-hyökkäyksiä vastaan.

4.1 OCR-puolustus

NLP-hyökkäykset voidaan torjua korkean tason abstraktiolla korkealla yleisrasituksella sekä alemman tason abstraktiolla alemmalla yleisrasituksella. Näytöltäluvun (eng. OCR, On-Screen-Reading) avulla epäselvyydet tekstin aidosta luonteesta voidaan hahmontaa uudelleen tulkitsemalla aineisto uudestaan visuaalisesti. Tämä menetelmä lisää yleisrasitusta huomattavasti riippuen käyttötarkoituksesta, mutta poistaa pahantahtoiset merkit ilman NLP-mallin uudelleenkoulutusta. (Boucher et al., 2021)

4.2 Suorituskykykeskeinen puolustus

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

Tietyt näkymättömät merkit voidaan poistaa suoraan syötteestä. Mikäli sovelluksessa näitä merkkejä ei voida poistaa, voidaan ne korvata *ei*-`<unk>` upotuksilla. Korvaus tapahtuu lähdekielisanakirjassa, jonne kuvataan tuntematon merkki ”ei-tuntemattomaksi tokeniksi”. Näin tuntemattomat merkit eivät voi häiritä ladontaa merkeillä, joista ladontamoottori ei ole aivan varma. (Boucher et al., 2021)

Homoglyfihyökkäysten torjuminen OCR-menetelmällä on ymmärrettävästi vaikeampaa verrattuina muihin merkkeihin. Paras keino torjua tällaisia hyökkäyksiä olisi kuvata osa homoglyfeistä niiden yleisemmin tunnettuihin vastineisiin. NLP-mallin ylläpitäjä joutuu tekemään tässä siis suurimman työn. (Boucher et al., 2021)

Uudelleenjärjestelyhyökkäykset voidaan torjua riisumalla kaksisuuntais-ohjausmerkit syötteestä, varoittamalla käyttäjää kaksisuuntais-ohjausmerkkien ilmestyessä syötteeseen tai käyttämällä kaksisuuntais-algoritmia halutun syötteen selvittämiseen. Puolustusmene-

telmän valinta riippuu kontekstista, sillä esimerkiksi latinaa tai arabiaa kirjoittaessa ohjelma toimisi väärin pakottamalla käyttäjän syötteestä pois kaksisuuntais-ohjausmerkin `U+200F`. (Boucher et al., 2021)

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. (Boucher et al., 2021)

Määritelmä 1. Olkoon luokitin C. Datavektorin x vastakkaisesimerkki ε on toinen datavektori x' niin, että $||x - x'|| \leq \varepsilon$, mutta $C(x) \neq C(x')$.

Määritelmä 2. Olkoon luokitin C. Datavektorin x vahva vastakkaisesimerkki (ε, δ) on toinen datavektori x' niin, että $||x - x'|| \leq \varepsilon$ ja $|(x - x') \cdot \mu| \leq \delta$, mutta $C(x) \neq C(x')$.

Tutkielmassa ehdotetaan puolustusmetodeita perustuen ylläoleviin määritelmiin sekä niiden sovelluksiin käyttäen lineaarisia luokittimia.

5 Yhteenveto

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

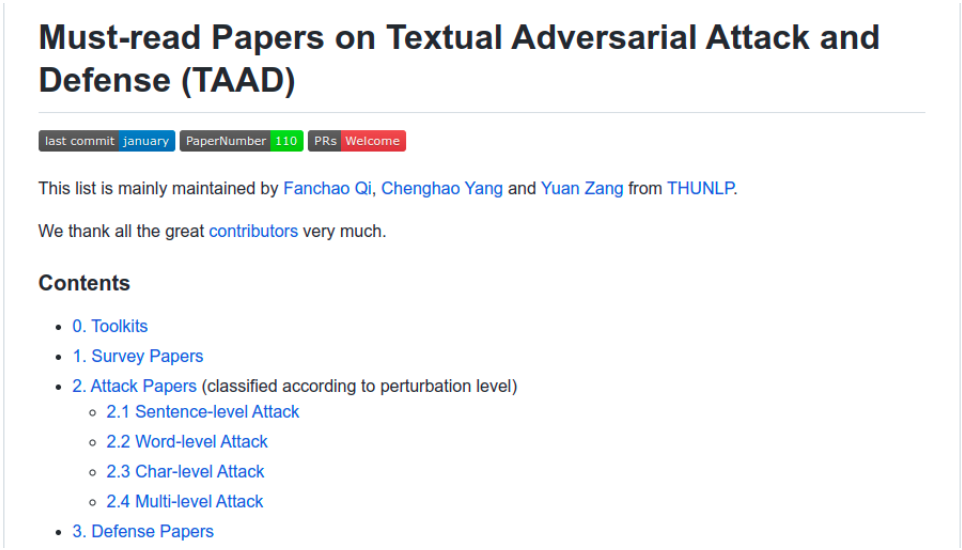
Vastakkaishyökkäysten motiivit muovautuvat siis ajan myötä ja kasvattavat tahtomattaan näin hyökkäystaksonomiaa.

Hyökkäystaksonomia laajentuu tulevaisuudessa eri formaatteihin. Koneoppimisen kukoistaessa voidaan NLP-malleja soveltaa tiedon ääni -tai videoformaatteihin. Tämä antaa puolestaan mahdollisuuden vastakkaishyökätä kyseiseen koneoppimismallia vastaan. Formaattien sisältäkin löytyy erinäisiä hyökkäysrajapintoja. Esimerkiksi ääniformaateissa käytetään kuhunkin käyttötarkoitukseen sopivaa enkoodausta. Ei siis riitä, että hyökättävää ja puolustettavaa tulee uusien formaattien myötä, sillä formaattien sisälläkin tulee tapahtumaan jatkuvasti huomattavaa kehitystä.

Haavoittuvuuksien löytö ruokkii itse itseään. Ensimmäisten vastakkaishyökkäysten kohdistuessa uuteen tietoformaattiin, syntyy tarve puolustukseen tätä vastaan. Toteutuksesta riippuen puolustusmenetelmän selvittäminen saattaa avata uusia ovia, jotka hyödyttävät hyökkääjiä. Usein haavoittuvuuden tarkastelu vastakkaishyökkäyksissä avaa enemmän mahdollisuuksia uusille hyökkäyksille kuin vanhojen hyökkäysten puolustuksille. Tämä näkyy muun muassa GitHub-repositoriossa *Must-read Papers on Textual Adversarial Attack and Defense (TAAD)*, jossa hyökkäystutkimusten määrä suhteessa puolustustutkimusten määrään on 75 : 23 (kuva 4.2).

Luonnolisen kielen käsittely on muovautunut tärkeäksi osaksi tietokoneteollisuutta. Koneoppimisen avulla kuluttajan käyttämästä ihmiskielestä saadaan käyttöön rahanarvoista mainontatietoa, jota yritys pystyy käyttämään joko itse tai myymään sen eniten tarjoavalle taholle. Tarve ihmiskielen koneelliseen ymmärrykseen on tuonut mukanaan kiinnostuksen lisäksi tietoturvatietoisuutta aiheesta.

Kävimme läpi tässä tutkimuksessa tekijöitä luonnollisen kielen käsittelyn kehitykseen, joita ovat laskentateho, tietomäärä, koneoppiminen sekä ihmiskielen ymmärrys. Kävimme läpi hyökkäyspinta-alan ja puolustusmahdollisuudet NLP-malleista johtuvia tietoturvauhkia vastaan. Lopuksi käytiin myös läpi tekstipohjaisten vastakkaishyökkäysten tulevaisuutta NLP-malleja vastaan.



Kuva 5.1: Hyökkäystutkimusten määrä verrattuna puolustustutkimuksiin. Käyty sivulla 14.5.2022 11:16.

Koneoppiminen on todennäköisesti vasta kehitysvaiheen alkupuolella. Jo nyt näkemämme vastakkaishyökkäykset osoittavat useampia haavoittuvaisuuksia, kuin mitä vastaan pystymme puolustautumaan. Selvästi suurin syy tälle on tekoälyn valjastettu voima, jota emme vielä pysty hallitsemaan kaikissa reunatapauksissa.

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.

Kandasamy, K. ja Koroth, P. (2014). "An integrated approach to spam classification on Twitter using URL analysis, natural language processing and machine learning techniques". Teoksessa: *2014 IEEE Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science*, s. 1–5. DOI: 10.1109/SCEECS.2014.6804508.

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.

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

Pruthi, D., Dhingra, B. ja Lipton, Z. C. (heinäkuu 2019). ”Combating Adversarial Misspellings with Robust Word Recognition”. Teoksessa: *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Florence, Italy: Association for Computational Linguistics, s. 5582–5591. DOI: 10.18653/v1/P19-1561. URL: https://aclanthology.org/P19-1561.

Zang, Y., Qi, F., Yang, C., Liu, Z., Zhang, M., Liu, Q. ja Sun, M. (2020). ”Word-level Textual Adversarial Attacking as Combinatorial Optimization”. Teoksessa: *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Association for Computational Linguistics. DOI: 10.18653/v1/2020.acl-main.540. URL: https://doi.org/10.18653%2Fv1%2F2020.acl-main.540.