Kanditutkielma

Tietojenkäsittelytieteen kandiohjelma

NLP-hyökkäysten käyttökohteet

Akira Taguchi

23.3.2022

Matemaattis-luonnontieteellinen tiedekunta

Helsingin yliopisto

Ohjaaja(t)

FT 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

NLP-hyökkäysten käyttökohteet

Ohjaajat — Handledare — Supervisors

FT Nikolaj Tatti

Työn laji — Arbetets art — Level	Aika — Datum — Month and year	Sivumäärä — Sidoantal — Number of pages
Kanditutkielma	23.3.2022	8 sivua

Tiivistelmä — Referat — Abstract

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

Luonnollisen kielen käsittely on kuitenkin sellaisenaan haavoittuvainen erillaisille tekstipohjaisille hyökkäyksille.

Tässä tutkielmassa tutustutaan näiden luonnollisen kielen käsittely historiaan, aikaisemmin mainittujen hyökkäysten mahdollistajiin sekä näiden torjuntametodeihin.

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

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

Käymme seuraavaksi läpi neljä erilaista huomaamatonta hyökkäysmetodia. Nämä hyökkäykset eivät siis näy visuaalisesti ihmiskäyttäjälle näyttöpäätteellä erilaisina verrattuna viattomaan tekstiin. Tarkemmin keskitymme Unicoden ja muiden enkoodausmenetelmien hyväksikäyttämiseen NLP-malleja vastaan.

2.1 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`.

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?`.

2.2 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. Näkymättömien merkkien lailla homoglyyfihyökkäyksen toteutus riippuu ympäristön fontista.

2.3 Uudelleenjärjestelyt

Uudelleenjärjestelyhyökkäys pohjautuu näennäisen tekstin uudelleenjärjestämiseen pahantahtoisesti. Pankkitilinumeron `1234567` pystyy esimerkiksi vaihtamaan kaksisuuntaisella-algoritmilla tilinumeroksi `7654321` maksajan huomaamatta mitään.

2.4 Poistatukset

Poistatushyökkäyksiä on vaikeampi toteuttaa aikaisempiin metodeihin verrattuna. Tämä johtuu useimpien käyttöjärjestelmien estosta kopioida poistatusta sisältävää tekstiä leikepöydälle.

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.

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 bidi-ohjausmerkit syötteestä, varoittamalla käyttäjää bidi-ohjausmerkkien ilmestyessä syötteeseen tai käyttämällä bidi-algoritmia halutun syötteen selvittämiseen.

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

4 Skaalautuvuus

4.1 Tulevaisuus luonnollisen kielen käsittelylle

4.2 Tulevaisuus NLP -hyökkäyksille

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.

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.

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

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