



Kandidatkielma

Tietojenkäsittelytieteen kandiohjelma

Tekstipohjaiset vastakkaishyökkäykset NLP-luokittimia vastaan

Akira Taguchi

21.11.2022

MATEMAATTIS-LUONNONTIETEELLINEN TIEDEKUNTA
HELSINGIN YLIOPISTO

Ohjaaja(t)

Prof. Nikolaj Tatti

Yhteystiedot

PL 68 (Pietari Kalmin katu 5)
00014 Helsingin yliopisto

Sähköpostiosoite: info@cs.helsinki.fi

URL: <http://www.cs.helsinki.fi/>

| | | | |
|--|--|--|---|
| 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-luokittimia vastaan | | | |
| Ohjaajat — Handledare — Supervisors | | | |
| Prof. Nikolaj Tatti | | | |
| Työn laji — Arbetets art — Level | | Aika — Datum — Month and year | Sivumäärä — Sidoantal — Number of pages |
| Kandidutkielma | | 21.11.2022 | 19 sivua |
| Tiivistelmä — Referat — Abstract | | | |
| <p>Tässä tutkielmassa käsitellään tekstin automaattista luokitusta luonnollisen kielen käsittelyyn pohjautuvilla metodeilla, vastakkaishyökkäyksiä näitä luokittimia vastaan sekä yleisimpiä puolustusmetodeita vastakkaishyökkäyksille. Painopisteenä on NLP-luokittimien käyttökohteet ja luokittimiin kohdistuvien hyökkäysten tyypit. Tarkoituksena on luoda aihepiirin julkaisujen perusteella kokonaiskuva NLP-luokittimista ja näiden haavoittuvaisuuksista, joita hyväksikäytetään vastakkaishyökkäyksissä.</p> <p>Tullaan huomaamaan, että tekstin automaattisella luokituksella on paljon käyttökohteita, joilla on merkittävät taloudelliset vaikutukset yhteiskuntaan. Luokittimiin kohdistuvat vastakkaishyökkäykset perustuvat useammassa tapauksissa tekstin ladontaan. Lisäksi vastakkaishyökkäyksiä vastaan kohdistuvat puolustusmenetelmät pyrkivät paikkaamaan alkuperäisessä luokittimessa kohdan, jonka haavoittuvaisuutta hyväksikäytettiin alkuperäisessä hyökkäyksessä. Sykli jatkuu seuraavan vastakkaishyökkäyksen kohdistuessa puolustusmenetelmän tuottamaan luokittimeen.</p> | | | |
| <p>ACM Computing Classification System (CCS) Security and privacy → Human and societal aspects of security and privacy Computing methodologies → Artificial Intelligence → Natural language processing</p> | | | |
| Avainsanat — Nyckelord — Keywords | | | |
| Luonnollisen kielen käsittely, vastakkaishyökkäys, koneoppiminen, tekoäly, ladonta, sensuuri | | | |
| Säilytyspaikka — Förvaringsställe — Where deposited | | | |
| Helsingin yliopiston kirjasto | | | |
| Muita tietoja — övriga uppgifter — Additional information | | | |

Sisältö

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Johdanto | 1 |
| 2 | Tekstin automaattinen luokitus | 3 |
| 2.1 | Roskapostien suodatus | 3 |
| 2.2 | Vihapuheen sensurointi | 4 |
| 2.3 | Valearviointien tunnistus | 5 |
| 2.4 | Sentimenttianalyysi | 5 |
| 3 | Hyökkäystyypit | 7 |
| 3.1 | Roskapostin naamiointi asiapostiksi | 7 |
| 3.2 | Näkymättömät merkit | 8 |
| 3.3 | Homoglyfit | 9 |
| 3.4 | Uudelleenjärjestelyt | 10 |
| 3.5 | Poistohyökkäykset | 11 |
| 4 | Hyökkäyksiltä suojautuminen | 12 |
| 4.1 | OCR-puolustus | 12 |
| 4.2 | Suorituskykykeskeinen puolustus | 13 |
| 5 | Yhteenveto | 16 |
| | Lähteet | 17 |

1 Johdanto

Koneoppimisen käyttötarkoitusten määrä kasvaa vuosi vuodelta suuremmaksi. Tätä teknologiaa voidaan hyödyntää muun muassa ihmisten puhuman kielen käsittelyyn. Luonnollisen kielen käsittely (eng. Natural Language Processing, NLP) on alati kasvavassa kuluttajakäytössä johtuen seuraavista syistä:

- laskentatehon kasvu
- suurien tietomäärien saatavuus
- onnistuneiden koneoppimismenetelmien kehitys
- sekä laajempi ihmiskielen ymmärrys ja sen käyttö eri konteksteissa (Hirschberg ja Manning, 2015).

Luonnollisen kielen käsittelyä hyödynnetään kaupallisella puolella, esimerkiksi kohdenne-tussa mainonnassa. Analysoimalla NLP-luokittimen avulla esimerkiksi käyttäjien lähettä-miä viestejä toisilleen, voidaan saada selville tuote, jota kannattaa mainostaa yksilölle. Viesti ystävälle viestipalvelussa antaa työstettävän datan NLP-luokittimelle: “Mikä eloku-va meidän pitäisi katsoa viikonloppuna?” NLP-luokittimen avulla automaattinen mainos-taja ymmärtää mainostaa kyseiselle käyttäjälle esimerkiksi suoratoistopalvelua tai sarja-lippuja mainostavaa elokuvateatteria. Tämän tiedon löytäminen suuresta määrästä dataa luonnollisen kielen käsittelyllä edellyttää kaikkia neljää aikaisemmin mainittua teknolo-gista edistystä kultakin osa-alueelta. Tutkielmassa käydään läpi muitakin käyttökohteita kohdennetun mainonnan lisäksi.

Kaikkien neljän osa-alueen kehittyminen mahdollistaa luonnollisen kielen käsittelyn yleis-tymisen. Ihmiskielen ymmärtäminen tietokoneen tasolla on kehittynyt huomattavasti, kun ihmisen käyttämää kieltä, virkkeitä ja sanoja on alettu pilkkomaan helpommin ymmär-rettaviksi paloiksi (Chowdhury, 2003). Jotta luonnollisen kielen käsittelyn malli olisi ra-kennettu älykkäästi, tarvitsemme edistyneitä koneoppimismetodeita. Tämä on tullut kehi-tyksen saatossa mahdolliseksi (Jordan ja Mitchell, 2015). Koska datan määrä on kasvanut ja dataa on helpompaa hankkia (Gopalakrishnan, 2018), pystymme kouluttamaan mal-lin 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 kuuluvat hyökkäystyypit, puolustusmenetelmät sekä NLP-luokittimien sekä niihin kohdistuvien hyökkäysten tulevaisuus. Hyökkäystyypeissä 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 Tekstin automaattinen luokitus

NLP-luokittimia käytetään analysoimaan tekstiä, joissa on tehokkaampaa korvata ihmisen manuaalisesti tekemä työ. Ensin käydään läpi neljä yleistä tapausta tekstin automaattisesta luokituksesta. Nämä neljä tapausta ovat roskapostin suodatus sähköposteista, vihapuheen sensurointi sosiaalisesta mediasta, valearvosteluiden tunnistus nettikauppojen arvosteluosioista sekä sentimenttianalyysi. Lopuksi käydään läpi tekstin automaattisen luokituksen edut verrattuna manuaaliseen, ihmisen tekemään luokitustyöhön.

2.1 Roskapostien suodatus

Sähköpostien automaattiseen luokitukseen joko roskaposteiksi tai asiaposteiksi käytetään NLP-luokittimia. Noin 70% liiketoiminnan sähköposteista on roskapostia. Näiden roskapostien tarkoitus voi muun muassa olla huijausta, ärsyttämistä tai loukkaamista (Garg ja Girdhar, 2021).

Roskapostin vaikutukset käyttäjistä riippuen ovat niin vakavia, että sähköpostipalvelun tarjoajan intresseissä on implementoida roskapostisuodatin. Kokenut sähköpostipalvelun käyttäjä pystyisi tarkastamaan manuaalisesti 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. Automaattisella roskapostin lähetyksellä tarkoitetaan tietokoneella ohjelmoitua sähköpostien lähettämistä eri sähköpostiosoitteisiin. Usein nämä sähköpostiosoitteetkin ovat hankittu tietokoneohjelmoinnin avulla, joten roskapostia lähetetään päivittäin paljon. Roskapostit saattavat sisältää viestin avaajaa järkyttävää tai provosoivaa mediaa (Garg ja Girdhar, 2021).

Roskaposti saattaa sisältää myös kalasteluyrityksiä. Kalasteluhyökkäyksessä tarkoituksena on huijata käyttäjää antamaan erilaisia tunnus-salasana-yhdistelmiä liittämällä roskapostiin esimerkiksi linkin viralliselta näyttävältä sivulle (Khonji et al., 2013). Sivulla käyttäjää kehoitetaan kirjautumaan tunnuksillaan tuttuun palveluun, mutta oikeasti palvelu vain varastaa käyttäjän tunnukset. Roskaposti saattaa myös sisältää haittaohjelmia, joita käyttäjä voi saada koneelleen muun muassa lataamalla ja suorittamalla sähköpostin tiedostoja tai vieraillemalla pahantahtoisella sivustolla. Tämä pahantahtoinen sivusto usein

sisältää koodia, joka hyväksikäyttää usein jotain selaimen haavoittuvaisuutta esimerkiksi asentaakseen tietokoneelle haittaohjelmia. Sivustolle ohjaamisen lisäksi kalastelupostissa on usein liitteenä jonkinlainen tiedosto, jonka avaamisella tai suorittamisella olisi pahan-
tahtoiset tarkoitukset. Esimerkiksi pdf-pääte näyttää päältäpäin asialliselta. Joskus kuitenkin kyseisen pääteen omaavat tiedostot ovat vaarallisia (Keski-Pukkila, 2019). Myös kiristysviestejä sekä sähköposteja eteenpäinlähettäviä haittaohjelmia kulkee roskapostien mukana, joita sähköpostipalvelun tarjoajat pyrkivät estämään roskapostisuodattimilla.

Vahinkotilastot roskaposteista antavat lisäarvoa roskapostisuodattimien kehitykselle ja ylläpidolle. Kalasteluroskapostin on arvioitu aiheuttaneen pelkästään vuonna 2004 1,2 miljardin dollarin taloudelliset vahingot (Leung ja Bose, 2008). Syyskuun 2006 ja elokuun 2007 välillä on arvioitu kalasteluroskapostin aiheuttaneen 3,2 miljardin dollarin taloudelliset vahingot 3,6 miljoonalle ihmiselle. Vuodesta 2004 vuoteen 2008 mennessä kalasteluroskaposti-ilmoitusten määrä oli miltei kolminkertaistunut. Pelko kalastelun uhriksi joutumisesta on laskenut asiallisten sähköpostien avaamista 20 prosenttia. Yhdysvaltojen pankeissa kalastelun pidetään olevan myös yksi suurimmista syistä heikentyneeseen asiakasluottamukseen (Chen et al., 2011).

2.2 Vihapuheen sensurointi

Vihapuheen riittävään sensurointiin tarvitaan luonnollisen kielen käsittelyä. Suodattimen rakentaminen vihapuhetta vastaan pelkkien avainsanojen perusteella ei tuota toivottuja tuloksia. Katsotun vihapuheen sensuroinnille tarvitaan muun muassa meneillään olevan keskustelun suunta, tarkka ajanhetki, ajankohtaiset maailman tapahtumat, lähettäjän sekä vastaanottajan henkilöllisyys sekä kontekstuaaliset mediat, esimerkiksi kuvat, videot tai ääni (Schmidt ja Wiegand, 2017). Vihapuheen sensurointi manuaalisesti vaatii kontekstin ymmärrystä keskustelusta. Käytännössä tämä vaatisi yhdeltä tarkastajalta aiheen tutkimista sekä mahdollisiin uusiin vihapuhesanoihin tai vihapuhetta sisältäviin lauseisiin tutustumista. Työntekijöitä tarvittaisiin todennäköisesti paljon, mutta manuaalisella vihapuheen sensuroinnilla on myös toinen ongelma. Kaupallisen sisällön moderaattorit altistavat usein itsensä häiritsevälle sisällölle. Kaupallisella sisällöllä tarkoitetaan tässä tapauksessa esimerkiksi Facebookin, Googlen ja Twitterin sisältöä. Pienemmillä alustoilla moderointia harjoitetaan useammin vapaaehtoistyönä, jolloin häiritsevä sisältö jakaantuu usealle eri vapaaehtoiselle muutaman palkkatyöläisen sijasta. Kaupallisen sisällön mode-
roitava häiritsevä sisältö saattaa johtaa pitkäaikaiseen psykologiseen ja henkiseen kärsi-

mykseen (Steiger et al., 2021). Yleisimpiä digitaalisen vihapuheen muotoja vuosien 2004 ja 2017 välillä olivat yleinen vihapuhe, rasismi, seksimi ja syrjintä uskonnon perusteella (Fortuna ja Nunes, 2018).

2.3 Valearviointien tunnistus

Ostosten tekemisten mahdollisuuden netissä sekä tuotteiden hyvän saatavuuden vuoksi kuluttajat joutuvat perustelemaan ostopäätöksensä yhä useammin tuotearvosteluihin (Trupthi et al., 2019). Tuotearvostelujen kasvava rooli asiakkailta on luonut perustaa uudelle WOM-tietotyypille. WOM (eng. WOM, Word of mouth), eli suullisesti välitetty tieto, tarkoittaa tässä tapauksessa ihmisten kirjoittamia tuotearvostelun välittämää tietoa. 52 prosenttia internetiä käyttävistä kuluttajista selailee tuotetietoja netistä, sekä 24 prosenttia tästä ryhmästä selailee tuotteita netistä ennen ostoksen tekemistä. Yli 50:llä prosentilla elektroniikkaa ostavista kuluttajista on tapana konsultoida useampaa WOM-lähdettä ennen ostopäätöstä (Barbado et al., 2019). Oikeiden arvosteluiden lisäksi tuotesivulla saattaa olla valearviosteluja. Luonnollisen kielen käsittelyyn perustuvalla tekniikalla voidaan kyseiset valoarviostelut tunnistaa ja tuhota.

Valearviostelujen määrä ja kieliasu ovat pääsyyt NLP-luokittimien käyttöön edellä mainitussa käyttökohteessa. Valearviosteluita voidaan tuottaa eri syistä. esimerkiksi tuotteen näennäisen arvon laskeminen kilpailullisen tuotteen näennäisen arvon nostamiseksi. Valearviosteluita voidaan myös tehdä myös pelkästään pahantahtoisella tarkoituksella alentaa tuotteen näennäisarvoa. Luokitin tunnistaa suuresta määrästä arvosteluja valearviostelut, vaikka kieliasu ei olisikaan formaali. Tässäkään tapauksessa pelkkä suodatin, joka perustuu avainsanoihin, ei riitä tunnistamaan valearviosteluita aidoista arvosteluista. Valearviostelujen tunnistus luonnollisen kielen avulla on markkinallisista syistä verkkokauppojen intresseissä. Valearviointien manuaalisessa tunnistuksessa on samanlaisia ongelmia kuin roskapostitunnistuksessa. Tämän lisäksi valearviostelut hukkuvat oikeiden ihmisten lähettämien arvostelujen sekaan, joita lähetetään todennäköisesti alemmalla kynnyksellä, kuin sähköposteja.

2.4 Sentimenttianalyysi

Tunnesävyyn tunnistaminen omasta tai kilpailijan tuotteesta tuottaa arvokasta tietoa tuotekehitykselle sekä markkinointi että asiakassuhteen ylläpidolle. Kuluttajien sentimentaa-

lisuuden analysoiminen automaattisesti luonnollisen kielen käsittelyn tekniikoiden avulla on kustannustehokasta. Manuaalisesti tunnesävyjen selvittäminen jokaisesta olennaisesta netissä olevasta tekstistä vaatisi paljon resursseja eikä välttämättä tuottaisi yhtä paljon tai yhtä laadukkaita tuloksia, kuin automaattinen sentimentaalisuuden analysoiminen (Yi et al., 2003).

Tämä tarkastustyö voitaisiin tehdä manuaalisesti, mutta tarkastettavan sisällön määrän vuoksi tämä ei käytännössä ole kannattavaa ja useammissa tapauksissa onkin miltei mahdotonta. Yksittäisen keskustelun tai aiheen tutkiminen ei riittäisi analysoimaan tunnesävyjä, vaan tarkastajan täytyisi käydä läpi mahdollisimman monta netin tekstiä ja analysoida näistä tunnesävyt. Vaikka tekstin automaattisella luokituksella on paljon etuja verrattuna tekstin manuaaliseen luokitukseen, sisältää tekstin automaattinen luokitus kuitenkin tietoturvahiekkouksia.

3 Hyökkäystyypit

NLP-luokittimia vastaan, jotka ovat automaattisen tekstin luokituksen keskiössä, voidaan hyökätä. Tässä kappaleessa käydään läpi hyökkäystyypit NLP-luokittimia vastaan. Ensin käydään läpi roskapostisuodatuksen roskapostisuodatuksen ohitus, joka on NLP-hyökkäysten keskiössä. Sitten esitellään sensuuriohitus sekä ladontahyökkäykset. Ladontahyökkäyksistä käydään läpi näkymättömät merkit, homoglyfit, uudelleenjärjestelyt sekä poistatukset.

3.1 Roskapostin naamiointi asiapostiksi

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

Suodattimia vastaan toimii kolme vastakkaishyökkäystä. (1) Synonyymien korvaus. Synonyymien korvauksessa tarkoitus on korvata pahantahtoiset sanat hyväntahtoisiksi luokitelluilla synonyymeillä. Lauseiden samankaltaisuuksien vertailua demonstroidaan taulukossa 3.1. Ensimmäisessä sarakkeessa on viesti, jonka luokitin luokittelee joko roskapostiksi tai asiapostiksi toisessa sarakkeessa. Taulukon viimeinen rivi demonstroi synonyymien korvauksen läpäisevän roskapostisuodattimen. Pahantahtoisissa lauseissa pyritään nostamaan samankaltaisuusastetta vaihtamalla sanoja synonyymeihin, kunnes NLP-luokitin tunnistaa viestin olevan asiapostia. (2) asiasanan injektointi. Asiasanan injektoinnissa asiasanoja lisätään sähköpostiin niin paljon, kunnes NLP-luokitin tunnistaa roskapostin olevan asiapostia. Sana ”asiaposti” tarkoittaa tässä yhteydessä tekstiä, jonka roskapostisuodatin on luokitellut hyväntahtoiseksi. Asiasanoja voidaan injektoida tietokannoista roskaposteihin muuttamatta viestin tarkoitusta rajusti. (3) roskapostisanojen väljennys. Roskapostisanojen väljennyksessä roskapostisanoihin sisällytetään välilyöntejä, jotta NLP-luokitin ei tunnistaisi näitä sanoja roskasanoiksi. Kun väljennystä on harjoitettu tarpeeksi, muuttuu roskaposti NLP-luokittimen näkökulmasta asiapostiksi. (Kuchipudi et al., 2020)

Asiasanan injektoinnille ja roskasanojen väljennykselle on olemassa erilaisia implementaatioita. Seuraavissa alaluvuissa tutustutaan ladontapohjaisiin vastakkaishyökkäyksiin.

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

| Muokattu viesti | 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. | 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. | 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. | 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. | asiapostia |

Muun muassa näitä hyökkäysmetodeita voidaan käyttää kahdessa aiemmin mainitussa roskapostisuodattimeen kohdistetussa hyökkäyksessä. Toteutuksia yhdistelemällä ja vaihtelemalla, saattaa NLP-luokittimen pahantahtoisuuden havaitseminen heikentyä entisestään, taaten hyökkääjälle varmemman onnistumisen.

3.2 Näkymättömät merkit

Näkymättömät merkit vaikuttavat tietokoneen NLP-luokittimen ymmärtämään sisältöön. Seuraavissa alikappaleissa käydään läpi ladontatason vastakkaishyökkäysmetodeita. Näitä yhdistelemällä, jopa alan johtava vihapuhefilteri Google Perspective, on altis sensuurin ohitukselle vastakkaishyökkäyskoulutuksesta huolimatta (Gröndahl et al., 2018). Koulutus vastakkaishyökkäyksiä vastaan tässä kontekstissa tarkoittaa puolustavan NLP-luokittimen koulutusta syötteellä, joka yrittäisi hyökätä NLP-luokitinta vastaan. Kyseessä on siis NLP-luokitin, jonka luokitus lujittuu vastakkaishyökkäyksiä tuottavan NLP-luokittimen ulostulolla. Kyseinen hyökkäys perustuu Unicode-merkistöstandardiin, joka sisältää yksilöivät koodiarvot yli 100 000 kirjoitusmerkille, tähän kuuluvat myös aakkoset sekä erikoismerkit (Boucher et al., 2021).

Esimerkki tällaisesta erikoismerkistä on nollavälilyöntimerkki, jonka Unicode merkintä on U+200B. Tällä merkillä voimme esimerkiksi vaikuttaa pelichattiin lähetettävän myrkyllis-suodatettavaan merkkijonoon ”olet huono” niin, että merkkijono menisi NLP-luokittimen

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. Esimerkiksi:

Mikä pyhäinhäväistyksen rakennus!

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

Mikä pyhäinhäväistyksen rakennus!

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

Taulukko 3.2 on esimerkki kontekstin syrjäyttämistä näkymättömillä merkeillä. Esimerkissä tapahtuu käänös englannin kielestä ranskan kieleen. Vasemmassa sarakkeessa on alkuperäinen, käännettävä viesti. Vasemmassa sarakkeessa taas on käännetty viesti ranskaksi. Alleviivattuihin kohtiin on upotettu noljavälilyöntimerkki `U+200B`. Ihmiselle käännettävät viestit näyttävät samanlaisilta, mutta kääntäjälle jälkimmäisessä viestissä on kolme välilyöntiä enemmän. Viimeinen viesti pitäisi kääntyä viestiksi ”Teknologia on olemassa sitä varten”. Käänös on kuitenkin hyökkäyksen jälkeen ”Ympäristön kronologia on kronologia ympäristöstä ympäristölle”.

Taulukko 3.2: Hyökkäys näkymättömillä merkeillä (Boucher et al., 2021)

| Alkuperäinen viesti | Käänös |
|--|--|
| The technology is there to do it. | La technologie est là pour le faire. |
| The <u>te</u> chnology is <u>the</u> re to <u>do</u> it. | La chnologie de l'environnement est la chnologie de l'environnement à l'environnement. |

3.3 Homoglyfit

Homoglyfihyökkäykset NLP-luokittimia vastaan pohjautuvat siihen, että pahantahtoisten merkkien viralliset esitysmuodot näyttäytyvät hyväntahtoisilta 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. Taulukossa 3.3 homoglyfihyökkäys on muuntanut englanninkielisen tekstin

I just can't believe where she was

I guess I can't underestimate the location of the scribe and.

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

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

| Alkuperäinen viesti | Käännös |
|--|--|
| I just can't believe where she was. | Je ne peux tout simplement pas croire où elle était. |
| I <u>j</u> ust can't belie <u>v</u> e where <u>s</u> he was. | Je crois que je ne peux pas sous-estimer l'endroit où se trouvait le scribe e. |

3.4 Uudelleenjärjestelyt

Uudelleenjärjestelyhyökkäys pohjautuu näennäisen tekstin uudelleenjärjestämiseen pahan-tahtoisesti. Pankkitilinumeron 1234567 pystyy esimerkiksi vaihtamaan kaksisuuntaisella algoritmilla tilinumeroksi 7654321 pankin palvelinpuolella maksajan huomaamatta mitään. Unicode-merkintä tälle suunnanvaihdolle on U+200F. Kaksisuuntaisella algoritmilla tarkoitetaan tässä Unicoden kaksisuuntaista algoritmia. Tämän algoritmin tarkoituksena asiallisissa tarkoituksissa kääntää kirjoitussuunta vasemmalle muun muassa arabiaa tai hepreaa kirjoittaessa. Uudelleenjärjestelyjä käytetään myös NLP-luokittimen sekoittamiseen, jolloin tulokset NLP-luokittimesta ovat käyttökelttomia. Taulukossa 3.4 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.

Taulukko 3.4: Uudelleenjärjestelyhyökkäys (Boucher et al., 2021)

| Alkuperäinen viesti | Käännös |
|----------------------------------|---|
| A black box in your car? | Une boîte noire dans votre voiture ? |
| A <u>bl</u> ack box in your car? | A b c h a c h a c h a c h a c h a c h a c h a c h e ? |

3.5 Poistohyökkäykset

Viimeisenä käydään läpi poistohyökkäykset. Poistohyökkäyksen tarkoituksena on poistaa käyttäjälle näkyvästä tekstistä ladontavaiheessa haluttu määrä tekstiä pois. Uhri esimerkiksi voisi olla myymässä asuntoaan, jolloin hän kopioi ja liittää sähköiseen sopimukseen hyökkääjän ehdottaman summan. Latomisvaiheessa käyttäjä kuitenkin unohtaa tarkistaa sopimuksen, jolloin poistomerkit saattavat poistaa myyntihinnasta esimerkiksi muutaman nollan.

Poistohyökkäyksiä on vaikeampi toteuttaa aikaisempiin metodeihin verrattuna. Tämä johtuu useimpien käyttöjärjestelmien estosta kopioida poistoja sisältävää tekstiä leikepöydälle suoraviivaisilla tavoilla, joilla uhri sen tekisi. Onnistuakseen poistohyökkäyksessä, hyökkääjän tarvitsee yleisesti lisätä NLP-luokittimeen poisto itse. Esimerkkejä poistomerkeistä ovat askelpalautin (BS, eng. backspace), delete (DEL) sekä vaununpalautus (CR, eng. carriage return). (Boucher et al., 2021) Kuva 3.4 havainnollistaa poistohyökkäystä käytännössä. Esimerkissä näkymättömiä poistomerkkejä on pistetty sanojen väliin, muuttaen näin ladottujen lauseiden merkityksen. Viimeinen viesti pitäisi kääntyä viestiksi ”Tämä on tosiaan pakollinen valtiollemme.”. Käännös on kuitenkin hyökkäyksen jälkeen ”Tämä todellisuus on pakollinen rakkauden syntymälle”.

Taulukko 3.5: Poistohyökkäys (Boucher et al., 2021)

| Alkuperäinen viesti | Käännös |
|--|---|
| This really is a must for our nation. | C'est vraiment une nécessité pour notre nation. |
| This rea_lly__ is a must for_ our na_tion. | Cette réalyya est un incontournable pour la naissance de l'amour. |

Vaikka NLP-luokittimia vastaan kohdistuvia hyökkäyksiä on monta ja osa hyökkäyksistä on vaikeasti havaittavia, näiltä pyritään silti suojautumaan eri menetelmillä.

4 Hyökkäyksiltä suojautuminen

Tässä kappaleessa käydään läpi erilaisia puolustusmenetelmiä NLP-hyökkäyksiä vastaan. NLP-hyökkäykset voidaan torjua korkean tason abstraktiolla, suurella yleisrasituksella, sekä alemman tason abstraktiolla, pienemmällä yleisrasituksella. Ensiksi esitellään korkean tason abstraktion OCR-puolustus, sitten kuvaillaan alemman tason abstraktion suorituskeskeinen puolustautuminen.

4.1 OCR-puolustus

OCR-metodia (eng. OCR, Optical character recognition), eli tekstintunnistusta on käytetty esimerkiksi printatun, skannatun tai käsinkirjoitetun tekstin muuntamiseen muokattavaksi tekstiksi. Joskus tekstin tunnistaminen on vaikeata johtuen esimerkiksi tekstin eri koista, tyyleistä, suuntauksesta tai monimutkaisesta tekstin taustasta. Esimerkiksi nollamerkki "0" ja aakkonen "o" voivat olla jollekin OCR-työkalulle vaikeita erottaa toisistaan. Kyseistä virhelukua havainnollistetaan kuvassa 4.1 ja 4.2. Eri OCR-työkalut saavuttavat tekstintunnistuksen eri tavoilla, mutta esimerkiksi avoimen lähdekoodin OCR-työkalu Tesseractilla on seuraavat vaiheet tekstintunnistukseen kuvasta: (1) kuvan muuntaminen binaarikuviksi, (2) merkkien ääriviivojen tunnistamiset, (3) merkkien ääriviivojen tunnistaminen sanoiksi, (4) sanat tunnistetaan kahteen kertaan, jonka jälkeen teksti on tunnistettu kuvasta. Kuva 4.3 havainnollistaa edelläkuvattua Tesseractin tekstintunnistusprosessia (Patel et al., 2012).

OCR-puolustuksen läpikäynnin jälkeen voidaan huomata metodin eliminoivan huomattavan monta NLP-hyökkäystä. Näkymättömät merkit, poistatukset sekä uudelleenjärjestelymerkit poistuvat kokonaan tekstintunnistuksen jälkeen tuotetusta tekstistä, koska kyseiset merkit eivät ihmissilmällekkään näkyisi. Roskapostisuodatuksen -ja sensuurin ohituksen lisäksi OCR-puolustus alisuoriutuu eräällä toisellakin osa-alueella.

Tekstintunnituksen 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-luokittimen uudelleen koulutusta. (Boucher et al., 2021)



Kuva 4.1: Tekstitunnistettava kuva (Patel et al., 2012)

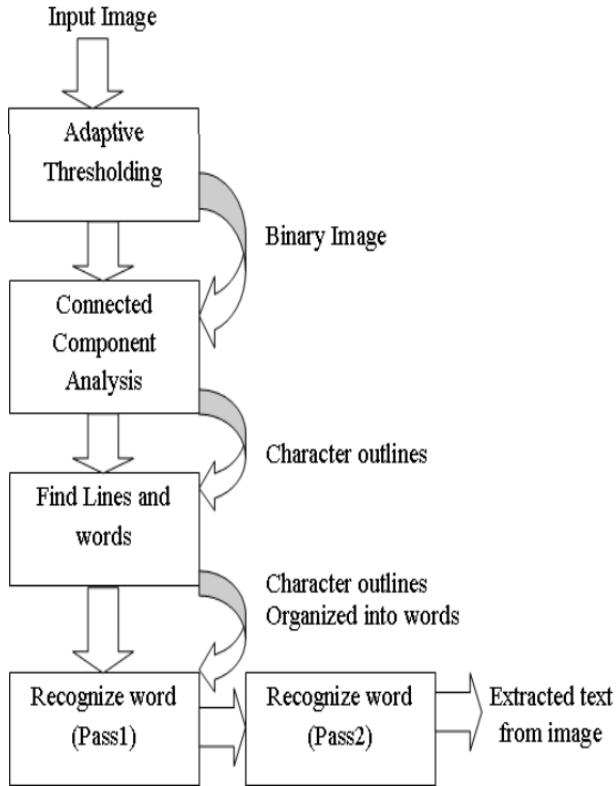
Taulukko 4.1: Tesseract epäonnistuu tunnistamaan ylätekstin ”Effect” kuvasta (Patel et al., 2012)

| | |
|---------------------|-------------------------------|
| Alkuperäinen viesti | Tesseractin tunnistama teksti |
| MoonShine effect | MoonShihâ€œ□Ã |

4.2 Suorituskykykeskeinen puolustus

Keskitymme seuraavaksi näkymättömiin merkkeihin, homoglyyfeihin, uudelleenjärjestelyihin ja poistatuksiin perustuvien hyökkäysten puolustamiseen. Jotkut suorituskykykeskeisistä puolustusmenetelmistä ovat kuitenkin laskennallisesti kalliita, eivätkä koneoppimismallin ulkoistaneet yritykset yleensä pysty taloudellisista syistä nojautumaan kyseisiin menetelmiin (Huang et al., 2019).

Näkymättöimien merkein tapauksessa, 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 merkiksi”. Näin tuntemattomat merkit eivät voi häiritä ladontaa merkeillä, joiden asiallinen tarkoitus kyseisessä tekstissä ei ole latojalle yksiselitteistä. Homoglyfihyökkäysten torjuminen OCR-menetelmällä on ymmärrettävästi vaikeampaa verrattuina muihin merkkeihin. Paras keino torjua tällaisia hyökkäyksiä olisi kuvata osa homoglyfeistä niiden yleisemmin tunnettuihin vastineisiin. NLP-luokittimen



Kuva 4.2: Tesseractin tekstintunnistuksen vaiheet (Patel et al., 2012)

ylläpitäjä joutuu tekemään tässä siis suurimman työn. Uudelleenjärjestelyhyökkäykset voidaan torjua poistamalla kaksisuuntais-ohjausmerkit syötteestä, varoittamalla käyttäjää kaksisuuntais-ohjausmerkkien ilmestyessä syötteeseen tai käyttämällä kaksisuuntais-algoritmia halutun syötteen selvittämiseen. Puolustusmenetelmän valinta riippuu kontekstista, sillä esimerkiksi latinaa tai arabiaa kirjoittaessa ohjelma toimisi väärin pakottamalla käyttäjän syötteestä pois kaksisuuntais-ohjausmerkin $U+200F$. Poistatukset yleensä havaitaan NLP-luokittimien ulkopuolella syötteen annon alkuvaiheessa. NLP-luokittimen tasolla tähän tarvitsee harvemmin puuttua ja käyttäjälle voidaan pahimmassa tapauksessa lähettää varoitus poistomerkkien olemassaolosta syötteessä. On silti tärkeää tiedostaa poistatusten puolustus, mikäli käyttöjärjestelmä unohtaa puuttua kyseiseen hyökkäystyyppiin. (Boucher et al., 2021)

Roskapostisuodattimeen -ja sensuurin ohitukseen kohdistuvat hyökkäykset voidaan yrittää torjua muun muassa DNE-metodilla (eng. Dirichlet Neighborhood Ensemble) (Zhou et al., 2020). Metodissa korvataan virtuaalisten lauseiden sanoja näiden synonyymeillä. Tämän jälkeen puolustava NLP-luokitin koulutetaan kyseisiä lauseita vastaan. Metodin tarkoituksena on siis puolustautua synonyymien korvausta vastaan, joka esiteltiin alikap-

paleessa 2.1.

5 Yhteenveto

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

Kuten aikaisemmin mainittiin, neljä mahdollistajaa luonnollisen kielen käsittelyyn kuluttajakäytössä ovat laskentatehon kasvu, suurien tietomäärien saatavuus, onnistuneiden koneoppimismenetelmien kehittäminen sekä laajempi ihmiskielen ymmärrys ja käyttö eri konteksteissa. NLP-luokittimien mahdollistajien kehittyessä arvaamattomasti, on loogista tutkia myös NLP-hyökkäysten tulevaisuutta. Vastakkaishyökkäysten motiivit muovautuvat siis ajan myötä ja kasvattavat tahtomattaan näin hyökkäystyyppien määrää.

Hyökkäystyyppit laajentuvat tulevaisuudessa eri formaatteihin. Koneoppimisen kukoistaessa voidaan NLP-luokittimia soveltaa tiedon ääni -tai videoformaatteihin. Tämä antaa puolestaan mahdollisuuden vastakkaishyökätä kyseiseen koneoppimismallia vastaan. Formaattien sisältäkin löytyy erinäisiä hyökkäystyypppejä. 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.

Lisäksi haavoittuvuuksien löytö ruokkii itse itseään. Ensimmäisten vastakkaishyökkäysten kohdistuessa uuteen tietoformaattiin, syntyy tarve puolustukseen tätä vastaan. Toeutuksesta riippuen puolustusmenetelmän selvittäminen saattaa avata uusia ovia, jotka hyödyttävät hyökkääjiä. Usein haavoittuvuuden tarkastelu vastakkaishyökkäyksissä avaa enemmän mahdollisuuksia uusille hyökkäyksille kuin vanhojen hyökkäysten puolustuksille.

Luonnollisen 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. Rahanarvoisen hyödyn lisäksi luonnollisen kielen käsittely tarjoaa myös yleishyödyllisiä ratkaisuja, kuten vihapuheen esto ja roskapostisuodattimet. Tarve ihmiskielen koneelliseen ymmärrykseen ja haluun valjastaa kestävästi sen hyödyt ovat tuoneet mukanaan kiinnostuksen luonnollisen kielen käsittelyn tietoturvaan.

Lähteet

- Barbado, R., Araque, O. ja Iglesias, C. A. (2019). "A framework for fake review detection in online consumer electronics retailers". *Information Processing & Management* 56.4, s. 1234–1244. ISSN: 0306-4573. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.03.002>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030645731730657X>.
- Boucher, N., Shumailov, I., Anderson, R. ja Papernot, N. (2021). *Bad Characters: Imperceptible NLP Attacks*. arXiv: [2106.09898](https://arxiv.org/abs/2106.09898) [cs.CL].
- Chen, X., Bose, I., Leung, A. C. M. ja Guo, C. (2011). "Assessing the severity of phishing attacks: A hybrid data mining approach". *Decision Support Systems* 50.4. Enterprise Risk and Security Management: Data, Text and Web Mining, s. 662–672. ISSN: 0167-9236. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.020>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923610001442>.
- 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>.
- Fortuna, P. ja Nunes, S. (heinäkuu 2018). "A Survey on Automatic Detection of Hate Speech in Text". *ACM Comput. Surv.* 51.4. ISSN: 0360-0300. DOI: [10.1145/3232676](https://doi.org/10.1145/3232676). URL: <https://doi.org/10.1145/3232676>.
- Garg, P. ja Girdhar, N. (2021). "A Systematic Review on Spam Filtering Techniques based on Natural Language Processing Framework". Teoksessa: *2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)*, s. 30–35. DOI: [10.1109/Confluence51648.2021.9377042](https://doi.org/10.1109/Confluence51648.2021.9377042).
- Gopalakrishnan, K. (2018). "Deep learning in data-driven pavement image analysis and automated distress detection: A review". *Data* 3.3, s. 28.
- Gröndahl, T., Pajola, L., Juuti, M., Conti, M. ja Asokan, N. (2018). "All You Need is "Love": Evading Hate Speech Detection". Teoksessa: *Proceedings of the 11th ACM Workshop on Artificial Intelligence and Security*. AISec '18. Toronto, Canada: Association for Computing Machinery, s. 2–12. ISBN: 9781450360043. DOI: [10.1145/3270101.3270103](https://doi.org/10.1145/3270101.3270103). URL: <https://doi.org/10.1145/3270101.3270103>.

- Hirschberg, J. ja Manning, C. D. (2015). "Advances in natural language processing". *Science* 349.6245, s. 261–266. DOI: [10.1126/science.aaa8685](https://doi.org/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](https://doi.org/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.
- Keski-Pukkila, P. (2019). "Tekstiviestit sähköpostiperustaisen tietojenkalastelun tehokkuus".
- Khonji, M., Iraqi, Y. ja Jones, A. (2013). "Phishing Detection: A Literature Survey". *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 15.4, s. 2091–2121. DOI: [10.1109/SURV.2013.032213.00009](https://doi.org/10.1109/SURV.2013.032213.00009).
- 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](https://doi.org/10.1145/3407023.3407079). URL: <https://doi.org/10.1145/3407023.3407079>.
- Leung, A. ja Bose, I. (2008). "Indirect financial loss of phishing to global market".
- Moore, G. E. et al. (1965). *Cramming more components onto integrated circuits*.
- Patel, C., Patel, A. ja Patel, D. (2012). "Optical character recognition by open source OCR tool tesseract: A case study". *International Journal of Computer Applications* 55.10, s. 50–56.
- Schmidt, A. ja Wiegand, M. (huhtikuu 2017). "A Survey on Hate Speech Detection using Natural Language Processing". Teoksessa: *Proceedings of the Fifth International Workshop on Natural Language Processing for Social Media*. Valencia, Spain: Association for Computational Linguistics, s. 1–10. DOI: [10.18653/v1/W17-1101](https://doi.org/10.18653/v1/W17-1101). URL: <https://aclanthology.org/W17-1101>.
- Steiger, M., Bharucha, T. J., Venkatagiri, S., Riedl, M. J. ja Lease, M. (2021). "The Psychological Well-Being of Content Moderators: The Emotional Labor of Commercial Moderation and Avenues for Improving Support". Teoksessa: *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI '21. Yokohama, Japan: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450380966. DOI: [10.1145/3411764.3445092](https://doi.org/10.1145/3411764.3445092). URL: <https://doi.org/10.1145/3411764.3445092>.

- Trupthi, M., Pabboju, S. ja Gugulotu, N. (2019). "Deep Sentiments Extraction for Consumer Products Using NLP-Based Technique". Teoksessa: *Soft Computing and Signal Processing*. Toim. J. Wang, G. R. M. Reddy, V. K. Prasad ja V. S. Reddy. Singapore: Springer Singapore, s. 191–201. ISBN: 978-981-13-3393-4.
- Yi, J., Nasukawa, T., Bunescu, R. ja Niblack, W. (2003). "Sentiment analyzer: extracting sentiments about a given topic using natural language processing techniques". Teoksessa: *Third IEEE International Conference on Data Mining*, s. 427–434. DOI: [10.1109/ICDM.2003.1250949](https://doi.org/10.1109/ICDM.2003.1250949).
- Zhou, Y., Zheng, X., Hsieh, C.-J., Chang, K.-w. ja Huang, X. (2020). *Defense against Adversarial Attacks in NLP via Dirichlet Neighborhood Ensemble*. DOI: [10.48550/ARXIV.2006.11627](https://doi.org/10.48550/ARXIV.2006.11627). URL: <https://arxiv.org/abs/2006.11627>.

