

Aleksi Pekkala

Sanaluokkien automaattisen tunnistamisen menetelmät

Tietotekniikan kandidaatintutkielma

7. tammikuuta 2014

Jyväskylän yliopisto

Tietotekniikan laitos

Tekijä: Aleksi Pekkala

Yhteystiedot: aleksi.v.a.pekkala@student.jyu.fi

Työn nimi: Sanaluokkien automaattisen tunnistamisen menetelmät

Title in English: Methods for automated part-of-speech tagging

Työ: Kandidaatintutkielma

Sivumäärä: 26+0

Tiivistelmä: Tiivistelmä on tyypillisesti 5-10 riviä pitkä esitys työn pääkohdista (tausta, tavoite, tulokset, johtopäätökset).

Avainsanat: kieliteknologia, luonnollisten kielten käsittely, sanaluokkien tunnistaminen, koneoppiminen

Abstract: Englanninkielinen versio tiivistelmästä.

Keywords: computational linguistics, natural language processing, part-of-speech tagging, machine learning

Sisältö

1	JOHDANTO	1
2	SANALUOKKIEN AUTOMAATTINEN TUNNISTAMINEN.....	3
2.1	Miksi sanaluokkien tunnistaminen on ongelmallista?.....	3
2.2	Automaattisten tunnistajien suorituskky	5
2.3	Sanaluokkien tunnistajan vaatimukset.....	6
2.4	Harjoitusaineisto ja sanaluokkasetit	6
3	SÄÄNTÖPOHJAISET MENETELMÄT	8
3.1	Brillin sääntöpohjainen sanaluokkatunnistin	9
3.2	Brillin tunnistimen laajentaminen	10
3.3	Brillin tunnistimen arviointi	12
4	TILASTOLLISET MENETELMÄT	14
4.1	Markovin malli	14
4.2	Lähtökohta	16
4.3	Tunnistusongelma Markovin piilomallina	16
4.4	Cyclic Dependency Network (TODO mahd. suomennos)	19
4.5	Arviota	19
5	YHTEENVETO	20
	KIRJALLISUUTTA	21

1 Johdanto

Sanaluokkien automaattinen tunnistaminen (engl. *part-of-speech tagging*) tarkoittaa sanojen sanaluokkien tunnistamista tekstiyhteyden perusteella. Tunnistamisproses-
sissa tarkastellaan tekstiaineistoa, kuten

a black cat jumped on the table

jonka perusteella pyritään päättämään se sanaluokkien sarja, joka todennäköisim-
min vastaa kyseistä aineistoa; tässä tapauksessa tuloksena voisi olla esimerkiksi

Det Adj Noun Verb Prep Det Noun

Sanaluokkien tunnistaminen on laajuudeltaan rajallinen ongelma: tarkoituksena ei
ole jäsentää kokonaisia lauserakenteita tai tulkita lauseiden merkitystä — tarkaste-
lun alla ovat vain yksittäisten sanojen leksikaaliset kategoriat. Sanaluokkien tunnis-
taminen on kuitenkin välttämätön ensimmäinen askel monissa luonnollisten kiel-
ten käsittelyprosesseissa, ja siten yksi aihealueen keskeisistä osaongelmista. Lisäksi
tunnistusongelman eri ratkaisut ovat usein suoraan siirrettävissä muiden yksikäsi-
teistämisiongelmiin, kuten sanan merkitysanalyysin piiriin (Brill, 1995).

Rajallisen laajuutensa myötä sanaluokkien tunnistaminen on paljon helpommin lä-
hestyttävä ongelma kuin kielen täydellinen ymmärtäminen, ja sen ratkaisemisek-
si onkin kehitetty useita kohtuullisen luotettavia menetelmiä. Täysin ratkaistusta
ongelmasta ei kuitenkaan voida puhua, sillä yksikään tunnettu menetelmä ei vielä
saavuta täydellistä tunnistustarkkuutta. (Manning & Schütze, 1999, s. 342)

Sanaluokkien tunnistajia käytetään monissa erilaisissa luonnollisiin kieliin liitty-
vissä sovelluksissa, ja tunnistajalle asetetut vaatimukset vaihtelevat sovelluksittain.
Myös tunnistettavien aineistojen välillä on valtavasti poikkeamia, esim. kielten sekä
tekstilajien osalta. Lisäksi havaitaan, että nykyisten tunnistusmenetelmien saavut-
tamien tunnistustarkkuudet liikkuvat kaikki suunnilleen samoissa lukemissa. Kun
ilmiselvin valintakriteeri on näin poissuljettu, on tehokkaimman menetelmän va-
linta vaikeampaa. Tunnistusmenetelmien toimintaperiaatteiden vaihdellessa mer-

kittävästi on kuitenkin väistämätöntä, että jotkin menetelmät soveltuvat toisia paremmin tiettyihin tunnistustehtäviin. Tässä tutkielmassa pyritäänkin selventämään sitä, millaisia eri ratkaisuja sanaluokkien tunnistusongelmaan on olemassa ja mitkä ovat niiden tärkeimmät erot. Menetelmien suhteelliset ominaisuudet johdetaan tarkastelemalla lähemmin kunkin menetelmän toimintaa sekä menetelmään liittyvää tutkimuskirjallisuutta.

Tutkielma rakentuu seuraavasti: toisessa luvussa annetaan lyhyt johdanto sanaluokkien tunnistamiseen ja sen haasteisiin. Luvuissa 3-4 tarkastellaan kahta erilaista lähtökohtaa tunnistusongelman ratkaisemiseksi: sääntöpohjaista Brillin tunnistinta sekä tilastollista Markovin piilomalleihin perustuvaa tunnistinta. Luvuissa esitellään menetelmien keskeiset ominaisuudet, sekä pyritään hahmottamaan niiden suhteelliset vahvuudet ja heikkoudet. Lopuksi vielä kootaan yhteen menetelmistä kerätyt huomiot ja esitellään johtopäätökset.

TODO maininta menetelmien valintaperusteista ja/tai esitysjärjestyksestä

2 Sanaluokkien automaattinen tunnistaminen

Sanaluokkien tunnistaminen on tärkeä ja käytännöllinen ongelma, joka kohdataan lähes kaikissa luonnollisten kielten käsittelyyn liittyvissä tehtävissä. Tällaisia tehtäviä ovat muunmuassa puheentunnistus, konekääntäminen sekä semanttinen haku ja analyysi. Kyseisissä tehtävissä sanaluokkien tunnistaja toimii jonkin laajemman prosessointiketjun alkupäässä, koko prosessille välttämättömänä esikäsittelijänä, joka mahdollistaa syötteen jatkokäsittelyn korkeammalla tasolla. Jatkokäsittelyn tyyppillisin seuraava vaihe on tekstin jäsentäminen eli lauserakenteiden tunnistaminen. Oikeiden lauserakenteiden tunnistamisen kannalta on oleellista, että lauseiden sanaluokat on tunnistettu mahdollisimman virheettömästi: yksikin virheellinen sanaluokka voi tehdä oikean lauserakenteen tunnistamisesta mahdotonta, ja siten vääristää lauseen tulkittua merkitystä.

2.1 Miksi sanaluokkien tunnistaminen on ongelmallista?

Sanaluokkien tunnistaminen voi intuitiivisesti tuntua helpolta, mutta tehtävän automaatiota hankaloittavat kaksi oleellista ongelmaa: sanojen monitulkintaisuus sekä tuntemattomat sanat. Esimerkiksi lauseissa

Time flies like an arrow.

Fruit flies like a banana.

sana *flies* esiintyy ensin verbinä ja sitten substantiivina. Sanan *time* ilmeisin sanaluokka on substantiivi, mutta se voidaan mieltää myös imperatiiviverbinä, jolloin lauseen merkitys muuttuu täysin. Itse asiassa kummatkin esimerkkilauseet voidaan tulkita kymmenin eri tavoin, joista ilmeisimmän tulkinnan valitseminen automaattisesti on haastavaa. Lisäksi, vaikka tosielämässä tulkittavat lauseet ovat harvoin yhtä ongelmallisia kuin edellämainitut lingvistiset esimerkkilauseet, on monitulkintaisuus hyvin yleistä: arviolta 40% englanninkielisen proosan sanastosta voidaan luokitella useampaan kuin yhteen sanaluokkaan (DeRose, 1988).

Jatkokäsittelyn kannalta automaattisen tunnistajan oleellisin tehtävä onkin valita kaikista mahdollisista sanaluokista se, joka tuottaa luontevimman tulkinnan. Tällaisen yksikäsitteistämisen mahdollistavat luonnollisten kielten sisäänrakennetut rajoitteet, jotka voidaan jakaa lokaaleihin sekä kontekstuaalisiin vihjeisiin: lokaaleista vihjeistä ilmeisin on itse sana ("sana *can* on todennäköisemmin modaaliverbi kuin substantiivi"), mutta päätelmiä voidaan tehdä myös mm. sanan prefiksin, sufiksin tai kirjainten koon perusteella. Kontekstuaalisia vihjeitä ovat kaikki lauseen muut sanat sanaluokkineen: esimerkiksi sana *fly* on todennäköisimmin substantiivi, jos edeltävä sana on artikkeli.

On tärkeää huomata, ettei sanaluokkien tunnistaminen itsessään ole ratkaisu kielio pilliseen monitulkintaisuuteen: monitulkintaisuudella on useita tasoja, joista osaa käsitellään vielä prosessointiketjun myöhemmissä vaiheissa. Esimerkiksi syntaktinen eli rakenteellinen monitulkintaisuus on ongelma, joka on huomattavasti helpompi ratkaista lauseiden jäsennyksen yhteydessä. Sanaluokkien tunnistamista ei myöskään tule sekoittaa semanttiseen yksikäsitteistämiseen eli sanan merkityksen selvittämiseen: esimerkiksi sana *mouse* on semanttisesti monitulkintainen, vaikka sen sanaluokka tunnettaisiinkin. Sanaluokkien tunnistamisen rooli on pikemminkin rajata mahdollisten tulkintojen määrää prosessointiketjun alkupäässä, jotta myöhemmissä vaiheissa vältetään ylimääräiseltä työltä. (Manning & Schütze, 1999, s. 341)

Monitulkintaisuuden lisäksi toinen merkittävä ongelma on tuntemattomien eli harjoitusaineistosta puuttuvien sanojen käsitteleminen. Englannin kielessä yleisiä tuntemattomia sanoja ovat erisnimet sekä puhekieliset, vieraskieliset ja muut harvinaiset ilmaukset. Tällaisia sanoja kohdataan usein, ja koska niitä koskevaa tilastollista informaatiota tai sääntöjä ei tunneta, joudutaan turvautumaan jonkinlaiseen poikkeuskäsittelyyn. Useat tunnistajat hyödyntävät tuntemattomien sanojen kohdalla kielio pillisiä ominaisuuksia: yksinkertainen menetelmä on määrätä sanalle se sanaluokka, johon tuntemattomien sanojen on havaittu todennäköisimmin kuuluvan, eli yleensä substantiivi. Parempia tuloksia on saavutettu määrittämällä tuntemattoman sanan sanaluokka sen päätteen perusteella; esimerkiksi englannin kielen *able-*

päätteiset sanat ovat hyvin todennäköisesti adjektiiveja (Samuelsson, 1993). Menetelmä ei kuitenkaan sovellu kaikille kielille: esimerkiksi Tseng ym. (2005) osoittavat, että kiinan kielessä esiintyy huomattavan suuri määrä yleisiä affikseja, poiketen englannin ja saksan kielistä, joissa affiksit ovat vahva indikaattori sanan sanaluokasta.

2.2 Automaattisten tunnistajien suorituskky

Kuten mainittua, nykyisten tunnistimien saavuttama tunnistustarkkuus on hieman yli 97% (mm. Toutanova ym., 2003, Shen ym., 2007, Spoustova ym., 2009). Manning (2011) kuitenkin osoittaa, että kyseistä tulosta ei ole syytä tulkita liian optimistisesti: esimerkiksi lukuisat välimerkit ja muut yksikäsitteiset elementit vääristävät evaluaatiotuloksia. Lisäksi useissa tekstilajeissa, kuten uutisiartikkeleissa, lauseiden keskipituus on yli 20 sanaa, jolloin edellämainitullakin tunnistustarkkuudella jokaisessa lauseessa on keskimäärin yksi virhe (Manning & Schütze, 1999). Artikkelissa huomautetaan, että realistisempaa olisi tarkastella automaattisten tunnistimien kykyä tunnistaa kokonaiset lauseet oikein, sillä pienikin virhe lauseessa voi vahingoittaa tunnistajan hyödyllisyyttä myöhempien prosessointivaiheiden kannalta; tällä saralla tunnistajat saavuttavat noin 55-57% tarkkuuden, mikä on huomattavasti vaatimattomampi tulos. Lisäksi Giesbrecht ja Evert (2009) ovat osoittaneet, että kyseiset huipputulokset ovat saavutettavissa vain hyvin keinotekoisissa koetilanteissa: todellisissa käyttötapauksissa tunnistimien tarkkuus laskee alle 93 prosentin, tarkkuuden vaihdellessa merkittävästi tekstilajeittain.

Tarkkuustuloksia arvioidessa tulee myös ottaa huomioon varsin korkea lähtötaso: jo yksinkertaisimmalla metodilla, eli valitsemalla kullekin sanalle se sanaluokka, joka esiintyy harjoitusaineistossa useiten annetun sanan yhteydessä, saavutetaan noin 90% tunnistustarkkuus (Charniak ym., 1993). On myös mielenkiintoista huomata, että edes ammattilaisten käsin luokittelemat aineistot eivät saavuta täydellistä tunnistamistarkkuutta: yksittäisen ihmisen tunnistustarkkuuden on arvioitu olevan noin 97% (Manning, 2011), mikä vastaa edellä mainittua automaattisten tunnistimien huipputulosta.

2.3 Sanaluokkien tunnistajan vaatimukset

Jotta tunnistajaa voidaan käyttää laajan kielenprosessointijärjestelmän komponenttina, tulee sen toteuttaa seuraavat ominaisuudet (Cutting ym., 1992):

Kestävyys Tunnistajan tulee kyetä selviytymään kaikista tekstisyötteen mahdollisista poikkeamista, kuten otsikoista, taulukoista sekä tuntemattomista sanoista.

Tehokkuus Voidakseen käsitellä laajoja tekstiaineistoja tunnistajan tulee toimia lineaarisessa ajassa. Myös tunnistajan mahdollisen opettamisen tulisi onnistua kohtuullisen nopeasti.

Tarkkuus Tunnistajan tulee kyetä ehdottamaan sanaluokka jokaista annettua sanaa kohden.

Viritettävyyys Tunnistajan tulee osata hyödyntää erilaisia kielitieteellisiä huomioita siten, että tunnistajan tekemiä virheitä voidaan paikata määrittämällä sopivia vihjeitä.

Uudelleenkäytettävyyys Tunnistajan tulee rakentua siten, että sen kohdistaminen uudelle kielelle, aineistolle tai sanaluokkasetille on mahdollisimman vaivatonta.

2.4 Harjoitusaineisto ja sanaluokkasetit

Sanaluokkien tunnistaminen on luonteeltaan sarjanluokitteluongelma, joka taas on yksi koneoppimisen (tarkemmin hahmontunnistuksen) aliongelmatyypeistä. Tämän seurauksena nykyiset sanaluokkien tunnistusmenetelmät perustuvat usein ohjattuun oppimiseen, missä tunnistimet harjoitetaan jonkinlaisella harjoitusaineistolla ennen käyttöä. Sanaluokkien tunnistimille syötettävä harjoitusdata koostuu suurista tekstiaineistoista (engl. *corpus*), joissa jokaisen sanan yhteyteen on merkattu oikea sanaluokka. Nykyisin ehkä yleisimmin käytetty englanninkielinen harjoitusaineisto on *Penn Treebank*-aineisto (Marcus ym., 1993), joka sisältää noin viiden miljoonan sanan edestä uutisartikkeleita, kaunokirjallisuutta, tieteellisiä julkaisuja ynnä muita tekstilajeja.

Tunnistusongelmaan on olemassa myös ohjaamattomaan oppimiseen perustuvia ratkaisuja, jotka eivät vaadi ennalta luokiteltua harjoitusaineistoa. Toisaalta tällaiset menetelmät ovat väistämättä alttiimpia virheille kuin vastaavat ohjatun oppimisen menetelmät. Joissain tapauksissa — esimerkiksi harvinaisia kieliä analysoitaessa — luokiteltua harjoitusaineistoa ei kuitenkaan ole saatavilla, jolloin ohjaamaton oppiminen on ainoa vaihtoehto.

Tunnistamisessa käytetyt sanaluokat määräytyvät yleensä harjoitusaineiston mukaan: esimerkiksi Penn Treebank-aineiston käyttämä sanaluokkasetti koostuu 48 sanaluokasta, joista 12 ovat välimerkkejä. On tärkeää huomata, että käytettävän sanaluokkasetin laajuus vaikuttaa suoraan tunnistustarkkuuteen: mitä enemmän sanaluokkia, sitä suurempi mahdollisuus monitulkintaisuuteen. Toisaalta sanaluokkien tunnistamisen tuottama lingvistinen informaatio on sitä arvokkaampaa, mitä tarkempi jaottelu eri sanaluokkien välillä on. (Marcus ym., 1993)

TODO esimerkkipätkä harjoitusaineistosta, jotain siitä miksi suomen kieli ym. vahvasti synteettiset/agglutinatiiviset kielet ovat hankalia sanaluokkien tunnistamisen kannalta.

3 Sääntöpohjaiset menetelmät

Ensimmäiset automaattiset sanaluokkatunnistimet (mm. Greene & Rubin, 1971) olivat lähtöisin kielitieteen piiristä, ja ne perustuivat pitkälti käsin laadittuihin kieliopillisiin sääntöihin. Tällainen sääntöpohjainen menetelmä toimii seuraavasti: ensin kunkin sanan mahdolliset sanaluokat haetaan sanakirjasta tai vastaavasta tietolähteestä. Seuraavaksi monitulkintaisten sanojen kohdalla sovelletaan valmiita kielioppisääntöjä sanaluokkien poissulkemiseen, kunnes jäljelle on vain yksi sanaluokka. Kielioppisäännöt voivat hyödyntää sekä lokaaleja että kontekstuaalisia vihjeitä; tyyppisiä sääntöjä ovat esimerkiksi

1. *hylkää sanaluokka x jos sanalla on iso alkukirjain* (lokaali vihje), sekä
2. *hylkää sanaluokka x , jos edeltävä sanaluokka on y* (kontekstuaalinen vihje).

Kyseisen lähestymistavan ilmeisin heikkous on vaaditun manuaalisen työn määrä: erilaisille aineistoille tulee aina luoda uusi, aineiston kielelle ja tyyliille spesifi sääntökokoelma. Huomattavan työpanoksen lisäksi sääntöpohjainen menetelmä vaatii myös ymmärryksen tulkittavan aineiston kieliopillisista erikoispiirteistä, jotta luodut säännöt tuottavat toivotun tuloksen. Puhtaasti sääntöpohjaisilla menetelmillä voidaan saavuttaa — sääntöjen määrästä riippuen — korkeita tarkkuustuloksia, mutta kyseiset tulokset eivät ole siirrettävissä erilaisille aineistoille ilman mittavia muutostöitä.

Sääntöpohjaisten menetelmien puutteiden vuoksi useimmat nykyiset sanaluokkien tunnistajat perustuvat tilastollisiin menetelmiin: sanaluokkia koskeva tilastollinen informaatio voidaan poimia harjoitusaineistosta automaattisesti, siinä missä sääntöjen laatiminen vaatii lingvististä asiantuntemusta ja manuaalista työtä. Sääntöpohjaisilla menetelmillä on kuitenkin joitakin etuja tilastollisiin menetelmiin verrattuna: ensinnäkin kielioppisääntöjen tallentaminen vaatii huomattavasti vähemmän tallennustilaa kuin vastaava tilastollinen informaatio. Tilastollista informaatiota on myös hankalampi tulkita ja käsitellä kuin yksinkertaisia kielioppisääntöjä, jonka myötä tunnistusvirheiden tunnistaminen ja korjaaminen on helpompaa kieliop-

pisääntöjä käytettäessä. (Brill, 1992)

Brill (1992) huomauttaakin, että tilastolliset tunnistajat saavuttavat korkean tunnistamistarkkuuden kiinnittämättä varsinaisesti huomiota aineiston taustalla olevaan kieliopilliseen rakenteeseen. Hän laskee tilastollisten menetelmien puutteeksi sen, että ne poimivat aineistosta lingvistisen informaation sijaan vain suuren määrän vaikeselkoisia tilastoja.

3.1 Brillin sääntöpohjainen sanaluokkatunnistin

Brill (1992) esittää artikkelissaan vaihtoehtoisen lähestymistavan, joka pohjautuu varhaisimpien tunnistusmenetelmien tavoin kieliopillisiin sääntöihin. Aikaisemmista sääntöpohjaisista menetelmistä poiketen sääntöjä ei kuitenkaan syötetä manuaalisesti, vaan tunnistin oppii ne automaattisesti oikeilla sanaluokilla merkitystä harjoitusaineistosta. Menetelmän kantava idea on (1) aloittaa jostakin yksinkertaisesta ratkaisusta, (2) tunnistaa tehdyt virheet ja (3) inkrementaalisesti soveltaa virheitä korjaavia transformaatio-sääntöjä, kunnes ne eivät enää paranna kokonaistarkkuutta.

Brillin tunnistinta alustettaessa harjoitusaineisto jaetaan kahteen osaan, joista pienempää käytetään niin sanottuna sääntöaineistona (engl. *patch corpus*) ja suurempaa varsinaisena harjoitusaineistona. Tunnistimen alustus alkaa siten, että sääntöaineiston kukin sana luokitellaan ensin sillä sanaluokalla, joka useimmiten esiintyy sanan yhteydessä harjoitusaineistossa. Tuntemattomien sanojen kohdalla sanaluokka määräytyy sanan kolmen viimeisen kirjaimen mukaan: esimerkiksi kaikki *ous*-päätteiset tuntemattomat sanat luokitellaan adjektiiveiksi, koska harjoitusaineiston *ous*-päätteiset sanat ovat useimmiten adjektiiveja. Lisäksi kaikki isolla alkukirjaimella alkavat tuntemattomat sanat luokitellaan erisnimiksi. Tämän yksinkertaisen menetelmän tarkkuus on noin 92%. (Brill, 1992)

Seuraavaksi verrataan edellämainitulla menetelmällä tunnistettuja sanaluokkia sääntöaineiston oikeisiin sanaluokkiin. Vertailun tuloksena saadaan lista virheistä muodossa $\langle tag_a, tag_b, number \rangle$, josta ilmenee montako kertaa jokin sana tunnistettiin

luokkaan tag_a , kun oikea sanaluokka olisi ollut tag_b . Nyt käyttämällä valmiita sääntörunkoja voidaan laskennallisesti selvittää se transformaatio, joka laskee virheprosenttia eniten. Kunkin virhe-sääntörunko-parin muodostamaa sääntöä siis sovelletaan vuorostaan sääntöaineistoon, ja säännön arvo lasketaan vähentämällä korjattujen virheiden määrästä mahdollisesti aiheutettujen uusien virheiden lukumäärä. Brill (1992) käyttää artikkelissaan seuraavia sääntörunkoja:

Vaihda sanaluokka a sanaluokkaan b , kun:

1. Edellinen (seuraava) sanaluokka on z .
2. Edellistä edeltävä (seuraavaa seuraava) sanaluokka on z .
3. Jokin kahdesta edellisestä (seuraavasta) sanaluokasta on z .
4. Jokin kolmesta edellisestä (seuraavasta) sanaluokasta z .
5. Edellinen sanaluokka on z ja seuraava sanaluokka on w .
6. Edellinen (seuraava) sanaluokka on z ja seuraavaa seuraava (edellistä edeltävä) sanaluokka on w .
7. Nykyinen sana alkaa isolla (pienellä) alkukirjaimella.
8. Edellinen sana alkaa isolla (pienellä) alkukirjaimella.

Kun arvokkain transformaatio on löydetty, sääntö laitetaan muistiin ja sääntöaineistoon tehdään löydetyn säännön mukaiset muutokset. Prosessia jatketaan keräämällä taas lista sääntöaineiston tunnistusvirheistä, ja etsimällä uusi paras transformaatio. Tätä toistetaan, kunnes ei enää löydetä sellaista sääntöä, joka tuottaisi enemmän korjauksia kuin aiheuttaisi uusia virheitä. Tällöin alustamisprosessi on valmis, ja tuloksena saatuja transformaatioita voidaan soveltaa uuden aineiston tunnistamiseen seuraavasti: ensin aineisto luokitellaan edellämainitulla yksinkertaisella menetelmällä. Tämän jälkeen aineistoon sovelletaan kutakin alustusvaiheessa löydettyä transformaatioita, jolloin virheprosentti laskee. (Brill, 1992)

3.2 Brillin tunnistimen laajentaminen

Yksi Brillin alkuperäisen tunnistimen puutteista on se, että käytetyt sääntörungot huomioivat pelkästään sanaluokkien väliset suhteet: itse sanoihin liittyvää konteks-

tuaalista informaatiota ei käsitellä lainkaan. Tällöin merkittävä osa kielen kontekstuaalisista vihjeistä jää hyödyntämättä. Kyseistä puutetta voidaan paikata laajentamalla tunnistinta seuraavilla sääntörungoilla:

Vaihda sanaluokka a sanaluokkaan b , kun:

1. Edellinen (seuraava) sana on w .
2. Edellistä edeltävä (seuraavaa seuraava) sana on w .
3. Jokin kahdesta edellisestä (seuraavasta) sanasta on w .
4. Nykyinen sana on w ja edellinen (seuraava) sana on x .
5. Nykyinen sana on w ja edellinen (seuraava) sanaluokka on z .

Tunnistimen leksikalisointi edellä mainituilla säännöillä vähentää tunnistusvirheiden määrää noin 10 prosentilla. (Brill, 1994)

Tunnistimen toinen merkittävä puute on tuntemattomien sanojen heikko tunnistustarkkuus. Tämä ei ole varsinaisesti yllättävää, sillä edellä kuvailtu sanojen pääteliitteisiin perustuva tuntemattomien sanojen erikoiskäsittely jää melko pinnalliseksi: lokaaleista vihjeistä huomioidaan vain pääte sekä alkukirjaimen koko, ja kontekstuaaliset vihjeet sivuutetaan täysin. Tätäkin ongelmaa voidaan lieventää laajentamalla tunnistinta uusilla sääntörungoilla:

Vaihda tuntemattoman sanan sanaluokka a sanaluokkaan b , kun:

1. Etuliitteen x , $|x| \leq 4$, poistamisesta seuraa uusi sana.
2. Sanan ensimmäiset (1,2,3,4) kirjainta ovat x .
3. Pääteliitteen x , $|x| \leq 4$, poistamisesta seuraa uusi sana.
4. Sanan viimeiset (1,2,3,4) kirjainta ovat x .
5. Merkkijonon x lisäämisestä sanan pääteliitteeksi seuraa uusi sana ($|x| \leq 4$).
6. Merkkijonon x lisäämisestä sanan etuliitteeksi seuraa uusi sana ($|x| \leq 4$).
7. Edellinen (seuraava) sana on w .
8. Sana sisältää kirjaimen z .

Huomataan, ettei yksikään sääntörunko ota kantaa sanaluokkiin, koska tuntemattomat sanat käsitellään ennen varsinaisten transformaatio­sääntöjen soveltamista. Näi-

den kahden lisäyksen myötä Brillin tunnistin saavuttaa 96,6% tunnistustarkkuuden, missä tuntemattomien sanojen tunnistustarkkuus on 85%. (Brill, 1994, 1995)

Edellisten puutteiden lisäksi Brillin tunnistin on itsessään suhteellisen epätehokas: Ngai ja Florian (2001) mainitsevat, että tunnistimen harjoittaminen miljoonan sanan aineistolla vie tyypillisesti yli 38 tuntia. Samoin Volk ja Schneider (1998) raportoivat Brillin tunnistimen harjoittamisen vievän päiviä siinä missä vastaava tilastollinen tunnistin harjoitetaan minuuteissa. Harjoittamisen nopeuttamiseksi on esitetty muun muassa inkrementaalinen menetelmä, jonka avulla Brillin tunnistin skaalautuu paremmin laajoille harjoitusaineistoille (Ramshaw & Marcus, 1994). Menetelmässä jokainen transformaatio sääntö sisältää listan niistä sääntöaineiston kohdista, joissa sääntöä voidaan soveltaa. Samoin jokainen sääntöaineiston indeksi sisältää listan kyseisessä kohdassa sovellettaviin sääntöihin. Näiden indeksien avulla vältytään koko sääntöaineiston läpikäymiseltä transformaatio sääntö arvoa laskiessa. Inkrementaaliseen menetelmään perustuva FastTBL-algoritmi suoriutuu mainitusta 38 tunnin harjoittamisesta noin 17 minuutissa (Ngai & Florian, 2001). Harjoittamisen nopeuttamisen lisäksi Roche ja Schabes (1995) ovat osoittaneet kuinka tunnistimen käyttämistä voidaan nopeuttaa muokkaamalla löydetyt transformaatio sääntöt eräänlaiseksi äärelliseksi automaatiksi: artikkelissa raportoidaan noin 20-kertainen tunnistusnopeus Brillin alkuperäiseen tunnistimeen verrattuna.

3.3 Brillin tunnistimen arviointi

Brillin tunnistin osoittaa, että sääntöpohjaisilla menetelmillä voidaan saavuttaa sekä kilpailukykyisiä tuloksia että tilastollisten menetelmien vastaava helppokäyttöisyys. Tunnistin myös säilyttää kaikki aikaisemmin mainitut sääntöpohjaisten menetelmien edut: transformaatio sääntöt peittoavat vastaavan tilastodatan havainnollisuudessa, kompaktiudessa sekä muokattavuudessa. Yltääkseen esimerkiksi siihen tarkkuuteen, mihin Markovin malleihin perustuva tilastollinen tunnistin vaatii 10 000 todennäköisyyyslukemaa, Brillin tunnistin tarvitsee vain 217 transformaatio sääntöä (Brill, 1994). Tunnistimen kompaktiuden ansiosta sen tuloksia on helpompi analysoida ja tarvittaessa muokata manuaalisesti. Edellä esitettyjen parannusten myötä

Brillin tunnistin on myös hyvin tehokas.

Koht. immuuni ylisovittamiselle (Ramshaw & Marcus, 1994).

Sääntörunkojen laatiminen vaatii silti jonkinlaista ymmärrystä kielestä. 'Can capture more context than Markov models'. Toisaalta sääntörunkojen kanssa ei tarvitse olla tarkkana - huonot rungot eivät kerää sääntöjä.

Ei voi toimia osana probabilistista järjestelmää, koska ei käsitellä todennäköisyyksiä. Ainakaan ilman suuria muutoksia? K-best tags (Brill, 1995)

Tarkkuus on noin prosenttiyksikön jäljessä nykyisistä huipputuloksista. Poikkeuksellisen matala tuntemattomien sanojen tunnistustarkkuus — voisiko käsittelyä parantaa? Brill (1995) myös väittää, että jos aineistopohjaisessa luonnollisten kielten käsittelyssä halutaan saavuttaa edistysaskeleita, on pyrittävä ymmärtämään itse kieltä tilastollisten rinnakkaisilmiöiden sijaan. Tilastollisia menetelmiä on kehitetty (Brillin menetelmän jälkeen) jo 20 vuotta, mutta tarkkuus on noussut vain prosenttiyksikön, oliko Brill oikeassa? (Manning, 2011)

4 Tilastolliset menetelmät

Edellisestä sääntöpohjaisesta menetelmästä poiketen useimmat nykyiset sanaluokkien tunnistajat perustuvat tilastollisiin menetelmiin. Tilastollisissa menetelmissä sanaluokkien tunnistaminen mielletään lingvistisen lähestymistavan sijaan koneoppimisongelmaksi, tai tarkemmin sarjanluokitteluongelmaksi. Sarjanluokitteluongelma massa tavoitteena on oppia funktio $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$, joka luokittelee kunkin syötteen x johonkin luokkaan y . Todennäköisyyslaskennan kautta funktio f voidaan määritellä muodossa

$$f(x) = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} P(y|x) \quad (4.1)$$

missä todennäköisyyttä $P(y|x)$ estimoidaan harjoitusaineiston perusteella.

Tilastolliset menetelmät voidaan vuorostaan jakaa diskriminatiivisiin ja generatiivisiin malleihin. Diskriminatiiviset mallit käsittelevät suoraan todennäköisyyttä $P(y|x)$, eli ne eivät ota kantaa syötteeseen x . Generatiiviset mallit puolestaan käsittelevät koko yhteisjakaumaa $P(x,y)$, josta todennäköisyys $P(y|x)$ johdetaan Bayesin säännön avulla. Diskriminatiiviset mallit ovat siten generatiivisia malleja rajoittuneempia, mutta sarjanluokitteluongelman kannalta mallin rajoitteet eivät ole oleellisia. Intuition mukaan generatiivinen malli on diskriminatiivista mallia tehottomampi, sillä yhteisjakauman mallintaminen on laskennallisesti vaativampaa kuin ehdollisen jakauman. Ng ja Jordan (2002) kuitenkin osoittavat, ettei tämä välttämättä aina pidä paikkaansa: sanaluokkien tunnistamiseen onkin olemassa kumpaankin malliin perustuvia tehokkaita ratkaisuja. Seuraavassa luvussa esitellään generatiivinen Markovin piilomalli; diskriminatiivisen tunnistimen on esittänyt muun muassa Ratnaparkhi (1996).

4.1 Markovin malli

Markovin malli (mm. Rabiner, 1989) kuvaa sellaista stokastista prosessia, joka toteuttaa ns. Markov-ominaisuuden: seuraava tila riippuu aina vain N :stä edeltävästä

tilasta. Markov-ominaisuus on siis eräänlainen riippumattomuusoletus, joka yksinkertaistaa stokastisen prosessin tilan estimointia rajoittamalla tilasiirtymien historian määrää. N :nen asteen Markov-ominaisuuden toimiessa esimerkiksi todennäköisyys

$$P(x_k | x_1, \dots, x_{k-1}) \quad (4.2)$$

voidaan laskea huomattavasti yksinkertaisemmin tarkastelemalla vain N :ää edellistä tilaa:

$$P(x_k | x_{k-N}, \dots, x_{k-1}) \quad (4.3)$$

Markov-ominaisuudesta puhuttaessa on yleensä kyse juuri ensimmäisen asteen Markov-ominaisuudesta, jolloin $N = 1$. Käytännössä tämä tarkoittaa sitä, että tarkastellaan jotakin kahta peräkkäistä tilaa — nykyistä sekä tulevaa. Markov-ominaisuutta voidaan kuitenkin laajentaa myös korkeampiin asteisiin, jolloin myös tarkasteltavien tilasarjojen pituudet kasvavat. Sanaluokkia tunnistessa näitä tilasarjoja vastaavat n :n peräkkäisen sanaluokan sarjat, eli ns. n -grammit.

TODO: Asteen valinnan merkitys.

Yksinkertaisimmillaan Markovin mallia voidaan kuvata tilakoneena, joka koostuu havaittavia tapahtumia kuvaavista tiloista, sekä tilasiirtymämatriisista, josta ilmenevät todennäköisyydet siirtyä kustakin tilasta mihin tahansa muuhun tilaan. Kukin tila on siis itsenäinen ja muistiton.

TODO Mahd. selitykset HMM:n viidestä elementistä (Rabiner, 1989), esimerkkinä Markovin ketjusta.

4.1.1 Markovin piilomalli

Markovin mallin hyödyllisyyttä rajoittaa se, että malli ei pysty itsessään mallintamaan prosesseja, joiden tilat eivät ole suoraan havaittavissa. Useimmissa mielenkiintoisissa tapauksissa prosessin tilat eivät kuitenkaan suoraan vastaa havaintoja, eli prosessin tila — vaikkakin havainnosta riippuvainen — on piilotettu: esimerkiksi

sanaluokkien tunnistamisiongelmassa havainto (sana) on tiedossa, tila (sanaluokka) on riippuvainen havainnosta, mutta tila itsessään ei ole tiedossa. Tällöin Markovin malli tulee laajentaa Markovin piilomalliksi, jossa havainto on aina sitä vastaavan tilan todennäköisyysfunktio.

TODO: tähän kuva Markovin piilomallista

4.2 Lähtökohta

Tunnistamisiongelmassa siis haetaan annetulla lauseelle sitä todennäköisimmin vastaavaa sanaluokkien sarjaa. Todennäköisyyttä voidaan mallintaa yhteisjakaumalla

$$p(w_1, w_2, \dots, w_n, t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (4.4)$$

mikä ilmaisee todennäköisyyden sille, että jokin lause $w_1 \dots w_n$ esiintyy jonkin sanaluokkasarjan $t_1 \dots t_n$ yhteydessä. Tällöin ratkaistavaksi jää

$$\arg \max_{t_1 \dots t_n} p(w_1, w_2, \dots, w_n, t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (4.5)$$

eli sanaluokkasarja $t_1 \dots t_n$, jolla saadaan maksimiarvo edeltävästä funktiosta. Mahdollisten sanaluokkasarjojen määrä kuitenkin kasvaa eksponentiaalisesti sanojen ja sanaluokkien määrän mukaan, jolloin maksimiarvon ratkaiseminen naiivisti on epätehokasta.

4.3 Tunnistusongelma Markovin piilomallina

Markovin piilomallit hyödyntävät sitä yhteisjakauman laskusääntöä $P(x, y) = P(y)P(x|y)$. Tällöin edellämainittu funktio p (4.4) voidaan kuvata muodossa (TODO: parempi selitys siitä miten parametrit vastaavat yhteisjakauman osia, $e = P(x|y)$ ja $q = P(y)$)

$$p(w_1, w_2, \dots, w_n, t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (4.6)$$

$$= p(t_1, t_2, \dots, t_n) p(w_1, w_2, \dots, w_n | t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (4.7)$$

$$= \prod_{i=1}^{n+1} q(t_i | t_{i-2}, t_{i-1}) \prod_{i=1}^n e(w_i | t_i) \quad (4.8)$$

missä t_0 ja t_{-1} ovat lauseen alkuun lisättyjä alkusanaluokkia, ja t_{n+1} on päätemerkki-sanaluokka. Mallin ensimmäinen parametri

$$q(t_i|t_{i-2}, t_{i-1}) \quad (4.9)$$

laskee todennäköisyyden sanaluokalle t_i , kun kaksi edeltävää sanaluokkaa ovat t_{i-1} ja t_{i-2} . Parametri voidaan myös mieltää todennäköisyytenä trigrammille t_{i-2}, t_{i-1}, t_i . Tästä huomataan, että kyseessä on toisen asteen Markovin piilomalli. Mallin toinen parametri

$$e(w_i|t_i) \quad (4.10)$$

laskee todennäköisyyden sille, että sana w_i esiintyy sanaluokan t_i yhteydessä.

4.3.1 Parametrien estimointi

Yksinkertaisimmillaan parametri $q(t_i|t_{i-2}, t_{i-1})$ voidaan estimoida laskemalla

$$q(t_i|t_{i-2}, t_{i-1}) = \frac{f(t_{i-2}, t_{i-1}, t_i)}{f(t_{i-1}, t_i)} \quad (4.11)$$

missä funktio f merkitsee annetun n -grammin lukumäärää harjoitusaineistossa. Brants (2000) kuitenkin osoittaa, että datan harvuuden vuoksi tällainen estimaatti ei ole käyttökelpoinen: laajassakaan harjoitusaineistossa ei ole tarpeeksi montaa kappaletta kutakin eri trigrammia. Lisäksi osa trigrammeista t_{i-2}, t_{i-1}, t_i ovat väistämättä sellaisia, että $f(t_{i-2}, t_{i-1}, t_i) = 0$, jolloin koko sarja $t_1 \dots t_n$ saa todennäköisyyden 0. Luotettavampi tapa estimoida arvoa q on hyödyntää trigrammien lisäksi myös harjoitusaineistosta johdettujen uni- ja bigrammien suhteellisia frekvenssejä:

$$\text{Unigrammi} : P(t_i) = \frac{f(t_i)}{N} \quad (4.12)$$

$$\text{Bigrammi} : P(t_i|t_{i-1}) = \frac{f(t_{i-1}, t_i)}{f(t_{i-1})} \quad (4.13)$$

$$\text{Trigrammi} : P(t_i|t_{i-2}, t_{i-1}) = \frac{f(t_{i-2}, t_{i-1}, t_i)}{f(t_{i-2}, t_{i-1})} \quad (4.14)$$

missä N merkitsee harjoitusaineiston sanojen kokonaislukumäärää. Nyt funktion q arvoa voidaan silottaa interpoloimalla edellämainittuja n -grammeja:

$$q(t_i|t_{i-2}, t_{i-1}) = \lambda_1 P(t_i) + \lambda_2 P(t_i|t_{i-1}) + \lambda_3 P(t_i|t_{i-2}, t_{i-1}) \quad (4.15)$$

missä $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ ja $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \geq 0$ (TODO muut silotusmenetelmät, perustelu interpolaatiolle ja lambda-arvoille). Vastaavasti todennäköisyys e voidaan estimoida vertaamalla sana-sanaluokka-yhdistelmän frekvenssiä pelkän sanaluokan frekvenssiin:

$$e(w_i|t_i) = \frac{f(w_i, t_i)}{f(t_i)} \quad (4.16)$$

TODO: Maininta Viterbi-algoritmista (Viterbi, 1967).

4.3.2 Tuntemattomien sanojen käsittely

Todennäköisyyden e estimaatti (4.16) ei kuitenkaan ole luotettava, jos jokin kohdattu sana ei esiinny harjoitusaineistossa kertaakaan. Tällöin, jos sana w_i on tuntematon, on $e(w_i|t_i) = 0$ millä tahansa sanaluokalla t_i . Samoin $p(w_1, w_2, \dots, w_n, t_1, t_2, \dots, t_n) = 0$, jos yksikään sanoista $w_i \dots w_n$ on tuntematon. Jotta vältetään mallin rikkovilta nollaeestimaateilta, on tuntemattomien sanojen kohdalla sovellettava jonkinlaista poikkeuskäsittelyä.

Yksinkertaisin ratkaisu on määrätä tuntemattoman sanalle aina harjoitusaineiston yleisin sanaluokka, yleensä substantiivi. Joitain kieliä — kuten englantia — tulkittaessa voidaan saavuttaa parempia tuloksia suffiksianalyysin (Samuelsson, 1993) avulla. Tällöin tarkoituksena on hyödyntää sitä seikkaa, että sanan pääte on usein vahva indikaattori sen sanaluokasta. Lisäksi Toutanova ym. (2003) ovat esittäneet, kuinka diskriminatiivisia log-lineaarisia malleja voidaan hyödyntää tuntemattomien sanojen käsittelyssä.

Bikel ym. (1999) esittivät vaihtoehtoisen, pseudosanoihin perustuvan menetelmän tuntemattomien sanojen käsittelylle. Menetelmän perusajatuksena on korvata tunnistettavan aineiston kukin tuntematon sana jollakin pseudosanalla, joita on rajallinen määrä. Myös kaikki harvinaiset (vähemmän kuin 5 esiintymää) sanat voidaan korvata pseudosanoilla. Korvaava pseudosana määräytyy aina tuntemattoman sanan ominaisuuksien mukaan: esimerkiksi *isoAlkukirjain, lauseenEnsimmäinenSana* sekä *neljäNumeroa* ovat tyypillisiä pseudosanoja. Nyt kun harjoitusaineiston harvi-

naiset sanat korvataan vastaavilla pseudosanoilla, voidaan tunnistettavan aineiston pseudosanoja käsitellä samoin kuin tavallisia sanoja.

4.4 Cyclic Dependency Network (TODO mahd. suomennos)

TODO Tähän kuvaus Cyclic Dependency Network-menetelmästä (Heckerman ym., 2000; Toutanova ym., 2003), jolla HMM-tunnistin voi oppia laajemmin kontekstuaalisista vihjeistä.

4.5 Arviota

TODO

1. Trigrammi-oletus on melko vahva ja lingvistisesti naiivi — johtaa kuitenkin käytännössä hyödyllisiin malleihin.
2. Ei poimi sanojen välisiä suhteita, pelkästään sanaluokkien.
3. Jää jälkeen nykyisistä SOTA-taggereista, mutta pärjää hyvin web-tekstissä (Giesbrecht & Evert, 2009).

5 Yhteenveto

TODO Yhteenvedossa kerrataan työn pääkohdat lyhyehkösti johtopäätöksiä tehden. Siinä voi myös esittää pohdintoja siitä, minkälaisia tutkimuksia aiheesta voisi jatkossa tehdä. viittaa kirjallisuuskatsauksen tarkoitukseen ja kertoo ”päätulokset”. Vastataan tutkimuskysymykseen.

Kirjallisuutta

- Bikel, D. M., Schwartz, R., & Weischedel, R. M. 1999. *An algorithm that learns what's in a name*. Machine learning, 34(1-3), s. 211–231.
- Brants, T. 2000. *TnT - A statistical part-of-speech tagger*. Proceedings of the 6th Applied NLP Conference (ANLP).
- Brill, E. 1992. *A simple rule-based part of speech tagger*. Proceedings of the 3rd conference on Applied Computational Linguistics, ACL, Trento, Italy.
- Brill, E. 1994. *Some advances in transformation-based part of speech tagging*. AAAI 1994, s. 722–727.
- Brill, E. 1995. *Transformation-based error-driven learning and natural language processing: A case study in part-of-speech tagging*. Computational linguistics, 21(4), s. 543–565.
- Charniak, E., Hendrickson, C., Jacobson, N., & Perkowitz, M. 1993. *Equations for part-of-speech tagging*. Proceedings of AAAI-93, s. 784–789.
- Cutting, D., Kupiec, J., Pedersen, J. & Sibun, P. 1992. *A Practical Part-of-Speech Tagger*. Proceedings of the 3rd conference on Applied Natural Language Processing, s. 133–140.
- DeRose, S. J. 1988. *Grammatical category disambiguation by statistical optimization*. Computational Linguistics, 14(1), s. 31–39.
- Giesbrecht, E., & Evert, S. 2009. *Is Part-of-Speech tagging a solved task? An evaluation of POS taggers for the German Web as Corpus*. Proceedings of the 5th Web as Corpus Workshop (WAC5), s. 27–35.
- Greene, B. B., & Rubin, G. M. 1971. *Automatic grammatical tagging of English*. Department of Linguistics, Brown University, 1971.
- Heckerman, D., Chickering, D. M., Meek, C., Rounthwaite, R. & Kadie, C. M. 2000. *Dependency networks for inference, collaborative filtering and data visualization*. Journal of Machine Learning Research, 1(1), s. 49–75.
- Manning, C. D. 2011. *Part-of-Speech Tagging from 97% to 100%: Is It Time for Some Linguistics?* Proceedings of the 12th international conference on Computational linguistics and intelligent text processing, 1, s. 171–189.
- Manning, C. D. & Schütze, H. 1999. *Foundations of statistical natural language proces-*

- ing. Cambridge, MA. MIT Press
- Marcus, M. P., Marcinkiewicz, M. & Santorini, B. 1993. *Building a large annotated corpus of English: the Penn treebank*. Computational Linguistics, 19(2), s. 313-330.
- Ngai, G. & Florian, R. 2001. *Transformation-based learning in the fast lane*. Proceedings of the 2nd meeting of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Language technologies, s. 1-8.
- Ng, A. Y. & Jordan, M. 2002. *On Discriminative vs. Generative Classifiers: A comparison of logistic regression and Naïve Bayes*. In NIPS 14.
- Rabiner, L. R. 1989. *A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition*. Proceedings of the IEEE, 77(2), s. 257-285.
- Ramshaw, L., & Marcus, M. 1994. *Exploring the statistical derivation of transformational rule sequences for part-of-speech tagging*. Proceedings of the ACL Workshop on Combining Symbolic and Statistical Approaches to Language, s. 128-135.
- Ratnaparkhi, A. 1996. *A maximum entropy model for part-of-speech tagging*. Proceedings of the Empirical Methods in Natural Language Processing Conference (EMNLP), University of Pennsylvania.
- Roche, E., & Schabes, Y. 1995. *Deterministic part-of-speech tagging with finite-state transducers*. Computational linguistics, 21(2), s. 227-253.
- Samuelsson, C. 1993. *Morphological tagging based entirely on Bayesian inference*. Proceedings of the 9th Nordic Conference on Computational Linguistics NODALIDA-93.
- Shen, L., Satta, G. & Joshi, A. 2007. *Guided learning for bidirectional sequence classification*. In: ACL 2007. (2007)
- Spoustova, D.j., Hajic, J., Raab, J. & Spousta, M. 2009. *Semi-supervised training for the averaged perceptron POS tagger*. Proceedings of the 12th Conference of the European Chapter of the ACL (EACL 2009), s. 763-711.
- Toutanova, K., Klein, D., Manning, C. D., & Singer, Y. 2003. *Feature-rich part-of-speech tagging with a cyclic dependency network*. Proceedings of the 2003 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technology, 1, s. 173-180. Association for Computational Linguistics.

- Tseng, H., Jurafsky, D. & Manning, C. 2005. *Morphological features help POS tagging of unknown words across language varieties*. Proceedings of the 4th SIGHAN bakeoff.
- Viterbi, A. 1967. *Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm*. Information Theory, IEEE Transactions on, 13(2), s. 260–269.
- Volk, M. & Schneider, G. 1998. *Comparing a statistical and a rule-based tagger for German*. Computers, Linguistics, and Phonetics between Language and Speech. Proceedings of the 4th Conference on Natural Language Processing - KONVENS-98, s. 125–137.