

Aleksi Pekkala

Sanaluokkien automaattisen tunnistamisen menetelmät

Tietotekniikan kandidaatintutkielma

16. joulukuuta 2013

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: 27+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

Taulukot

Taulukko 1. Transformaationsääntöjen rungot (Brill, 1992).....	12
--	----

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	TRANSFORMAATIOSÄÄNNÖT	8
3.1	Brillin sääntöpohjainen sanaluokkatunnistin	9
3.2	Arviota	10
4	MARKOVIN PIILOMALLIT	13
4.1	Markovin malli	13
4.2	Lähtökohta	15
4.3	Tunnistusongelma Markovin piilomallina	15
4.4	Parannukset (tjsp)	18
5	LOG-LINEAARISET MALLIT	19
6	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: sen tarkoituksena ei ole jäsentää kokonaisia lauserakenteita tai tulkita lauseiden merkitystä — tarkas-
telun alla ovat vain yksittäisten sanojen leksikaaliset kategoriat. Sanaluokkien tun-
nistaminen on kuitenkin välttämätön ensimmäinen askel useimmissa luonnollisten
kielten käsittelyprosesseissa, ja siten yksi aihealueen keskeisimmistä osaongelmista.

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.

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 merkittävästi 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 3-5 tarkastellaan kolmea erilaista tunnistusmenetelmää: transformaatioääntöjä, Markovin piilomalleja sekä log-lineaarisia malleja. Luvuissa esitellään menetelmien keskeiset ominaisuudet, sekä pyritään hahmottamaan niiden suhteelliset vahvuudet ja heikkoudet. Lopuksi vielä kootaan yhteen menetelmistä kerätyt huomiot ja esitellään johtopäätökset.

TODO olisiko syytä esitellä lyhyesti valitut menetelmät tässä, ja/tai mainita jotain valintaperusteista tai esitysjärjestyksestä (kaksi ensimmäistä ovat tavallaan toistensa vastakohtia, ja kolmas menetelmä yhdistää piirteitä kummastakin aikaisemmasta menetelmästä. Samalla menetelmät ovat järjestetty yksinkertaisimmasta monimutkaisimpaan.).

2 Sanaluokkien automaattinen tunnistaminen

Sanaluokkien tunnistaminen on tärkeä ja käytännöllinen ongelma, joka kohdataan lähes kaikissa luonnollisten kielten käsittelyyn liittyvissä tehtävissä. Tällaisia tehtäviä ovat mm. 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 tyypillisin 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 tulkin. Tällaisen yksikäsitteistämisen mahdollistavat luonnollisten kielten sisäänrakennetut rajoitteet, jotka voidaan jakaa lokaaleihin sekä kontekstuaalisiin vihjeisiin: lokaaleista vihjeistä ilmeisin on itse sana ("sana *can* on todennäköisemmin modaali-verbi 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 syntakti-nen, tai rakenteellinen monitulkintaisuus on ongelma, joka on huomattavasti hel-pompi 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 myö-hemmissä vaiheissa vältetään turhalta työltä.

Monitulkintaisuuden lisäksi toinen merkittävä ongelma on tuntemattomien, eli har-joitusaineistosta puuttuvien sanojen käsitteleminen. Englannin kielessä yleisiä tun-temattomia sanoja ovat erisnimet sekä puhekieliset, vieraskieliset ja muut harvinaiset ilmaisut. Tällaisia sanoja kohdataan usein, ja koska niitä koskevaa tilastollista informaatiota tai sääntöjä ei tunneta, joudutaan turvautumaan jonkinlaiseen poik-keuskäsittelyyn. Useat tunnistajat hyödyntävät tuntemattomien sanojen kohdalla kieliopillisia ominaisuuksia: yksinkertainen menetelmä on määrätä sanalle se sana-luokka, joihin tuntemattomien sanojen on havaittu todennäköisimmin kuuluvan, eli yleensä substantiivi. Parempia tuloksia on saavutettu määrittämällä tuntemattoman sanan sanaluokka sen päätteen perusteella; esim. englannin kielen *able*-päätteiset sa-nat ovat hyvin todennäköisesti adjektiiveja (Samuelsson, 1993). Menetelmä ei kui-

tenkaan sovellettu kaikille kielille: esim. 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 automaattisten sanaluokkien tunnistajien tunnistustarkkuus — englanninkielistä kirjakieltä analysoitaessa — 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 ainakin yksi virhe (Manning & Schütze, 1999). Artikkelissa huomautetaan, että realistisempaa olisi tarkastella automaattisten tunnistajien 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.

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 90% tunnistustarkkuus (Charniak ym., 1993).

On myös mielenkiintoista huomata, että edes ammattilaisten käsin luokittelemat aineistot eivät saavuta täydellistä tunnistamistarkkuutta: ihmisten sanaluokkien tunnistamistarkkuuden on arvioitu olevan noin 97% (Manning, 2011), mikä vastaa edellämainittua automaattisten tunnistajien 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, eli tunnistimet tulee ”opettaa” 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 ns. Penn Treebank-aineisto (Marcus ym., 1993), joka sisältää noin viiden miljoonan sanan edestä uutisartikkeleita, kaunokirjallisuutta, tieteellisiä julkaisuja ym. tekstilajeja.

TODO harjoitusaineiston merkitys tunnistustuloksille.

Tunnistusongelmaan on olemassa myös ohjaamattomaan oppimiseen perustuvia ratkaisuja, jotka eivät vaadi valmiiksi 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.

3 Transformaationsäännöt

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 enään yksi sanaluokka. Kielioppisäännöt voivat hyödyntää sekä lokaaleja että kontekstuaalisia vihjeitä; tyyppillisiä 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).

Tällaisen 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 enään paranna kokonaistarkkuutta.

3.1.1 Toiminta

Brillin tunnistinta alustettaessa harjoitusaineisto jaetaan kahteen osaan, joista pienempää käytetään niinsanottuna sääntöaineistona (engl. *patch corpus*) ja suurempaa varsinaisena harjoitusaineistona. Tunnistimen alustaminen 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 sään-

töaineiston 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 (taulukkoviihtaus) voidaan laskennallisesti selvittää se transformaatio, joka laskee virheprosenttia eniten. Kunkin virhe-sääntörunko-parin muodostama sääntöä siis sovelletaan vuorostaan sääntöaineistoon, ja säännön arvo lasketaan vähentämällä korjattujen virheiden määrästä mahdollisesti aiheutettujen uusien virheiden lukumäärä. (Brill, 1992)

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 enään 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.

3.1.2 Leksikalisointi

3.1.3 Tuntemattomien sanojen käsittely

3.1.4 FastTBL

sääntöjen määrän vaikutus

3.2 Arviota

1. Sääntöjen kanssa ei tarvitse olla tarkkana. Sääntöjä ei tarvita paljon. - can capture more context than Markov models 2. Koska säännöt ovat niin yksinkertaisia, onko mahdollista parantaa tarkkuustuloksia tekemällä käsin uusia sääntöjä, heuristisesti? (se saksalaisten artikkeli) 3. ei tilastollista informaatiota, mitä voidaan joskus tar-

vita. (ainakaan ilman muutoksia). 4. Hidas. yksi artikkeli? (edellisessä kappaleessa jo käsitelty, ei tarvitse alustaa jos aineisto on samanlaista) 5. tarkkuus? ? myös väittää, että jos aineistopohjaisessa luonnollisten kielten käsittelyssä halutaan saavuttaa edistysaskeleita, on pyrittävä ymmärtämään itse kieltä tilastollisten rinnakkaisilmiöiden sijaan. Manning (2011) vain kuudesosa ongelmista ratkaistu, oliko Brill oikeassa?

Taulukko 1. Transformaatioääntöjen rungot (Brill, 1992)

Vaihda sanaluokka a sanaluokkaan b kun:

1. Edeltävä (seuraava) sana on luokiteltu sanaluokkaan z .
2. asdsaasdas

4 Markovin piilomallit

Edellisestä sääntöpohjaisesta menetelmästä poiketen useimmat nykyiset sanaluokkien tunnistajat perustuvat tilastollisiin menetelmiin. Tilastollisissa menetelmissä sanaluokkien tunnistaminen mielletään lingvistisen lähestymistavan sijaan koneoppimisongelmaksi, tai tarkemmin sarjanluokitteluongelmaksi. Sarjanluokitteluongelmas-
sa 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 mallit voidaan vuorostaan jakaa diskriminatiivisiin ja generatiivisiin malleihin. Diskriminatiiviset mallit (esim. log-lineaariset mallit) käsittelevät suoraan todennäköisyyttä $P(y|x)$, eli ne eivät ota kantaa syötteeseen x . Generatiiviset mallit (esim. Markovin piilomallit) 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 rajoitteilla ei ole väliä. 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.

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 yksin-

kertaistaa 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 tunnistaessa 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. Kunkin tila on siis itsenäinen ja muistiton.

TODO Mahd. selitykset HMM:n viidestä elementistä (Rabiner, 1989), esimerkkikuva 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 mielen-

kiintoisissa tapauksissa prosessin tilat eivät kuitenkaan suoraan vastaa havaintoja, eli prosessin tila — vaikkakin havainnosta riippuvainen — on piilotettu: esimerkiksi sanaluokkien tunnistamisongelmassa 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

Tunnistamisongelmassa siis haetaan annetulla lauseella 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 maksimi-arvo edeltävästä funktiosta. Mahdollisten sanaluokkasarjojen määrä kuitenkin kasvaa eksponentiaalisesti sanojen ja sanaluokkien määrän mukaan, jolloin maksimi-arvon 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

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

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:

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

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 välttyään mallin rikkovilta nol-laestimaateilta, on tuntemattomien sanojen kohdalla sovellettava jonkinlaista poikkeuskäsittelyä.

Yksinkertaisin ratkaisu on määrätä tuntemattoman sanalle aina harjoitusaineiston yleisin sanaluokka, yleensä substantiivi. Joitain kieliä — kuten englantia — tulkit-taessa 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 seuraavassa kappaleessa esiteltäviä log-lineaarisia malleja voidaan hyödyn-tää 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 rajalli-nen määrä. Myös kaikki harvinaiset (vähemmän kuin 5 esiintymää) sanat voidaan korvata pseudosanoilla. Korvaava pseudosana määräytyy aina tuntemattoman sa-nan ominaisuuksien mukaan: esimerkiksi *isoAlkukirjain, lauseenEnsimmäinenSana* se-kä *neljäNumeroa* ovat tyypillisiä pseudosanoja. Nyt kun harjoitusaineiston harvi-naiset sanat korvataan vastaavilla pseudosanoilla, voidaan tunnistettavan aineiston pseudosanoja käsitellä samoin kuin tavallisia sanoja.

4.3.3 Viterbin algoritmi

Tässä kappaleessa kuvaillaan lyhyesti Viterbin algoritmia, jolla ratkaistaan tehok-kaasti em. arvo $\arg \max_{t_1 \dots t_n} p(w_1, w_2, \dots, w_n, t_1, t_2, \dots, t_n)$.

4.4 Parannukset (tjsp)

Tähän kuvaukset Cyclic Dependency Network-menetelmästä (Toutanova ym., 2003), mahd. ohjaamattomasta oppimisesta (Banko & Moore, 2004).

5 Log-lineaariset mallit

TODO

6 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”.
TODO vastataan tutkimuskysymykseen

Kirjallisuutta

- Banko, M. & Moore, R. C. 2004. *Part of speech tagging in context*. Proceedings of the 20th conference on Computational Linguistics, ACL, s. 556.
- 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.
- Charniak, E., Hendrickson, C., Jacobson, N., & Perkowitz, M. 1993. *Equations for part-of-speech tagging*. Proceedings of AAAI-93, s. 784–789.
- Church, K. 1988. *A stochastic parts program and noun phrase parser for unrestricted text*. Proceedings of the 2nd conference on Applied Natural Language Processing, s. 136–143.
- 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.
- Garside, R. 1987. *The CLAWS word-tagging system*. Teoksessa R. Garside, G. Leech & G. Sampson (toim.) The Computational Analysis of English: A Corpus-based Approach. London: Logman, s. 30-41.
- 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.
- Jaynes, E. T. 1957. *Information Theory and Statistical Mechanics*. Physical Review, 106,

s. 620-630.

- 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 processing*. 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.
- Merialdo, B. 1994. *Tagging English text with a probabilistic model*. Computational Linguistics, 20(2), s. 155-171.
- Ng, A. Y. & Jordan, M. 2002. *On Discriminative vs. Generative Classifiers: A comparison of logistic regression and Naive Bayes*. In NIPS 14.
- POS Tagging State of the Art. 2013. The Wiki of the Association for Computational Linguistics. Haettu 28.10.2013, osoitteesta [aclweb.org/aclwiki/index.php?title=POS_Tagging_\(State_of_the_art\)](http://aclweb.org/aclwiki/index.php?title=POS_Tagging_(State_of_the_art))
- 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.
- 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.
- Ratnaparkhi, A. 1997. *A simple introduction to maximum entropy models for natural language processing*. Technical Report 97-08, Institute for Research in Cognitive Science, University of Pennsylvania, 1997.
- 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*. In: NAACL 3. (2003), s. 252-259
- Tseng, H., Jurafsky, D. & Manning, C. 2005. *Morphological features help POS tagging of unknown words across language varieties*. Proceedings of the 4th SIGHAN bakeoff.