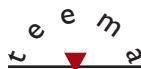


Jari Vauhkonen

Laserkeilauksen aineistoista kaikki irti uusilla algoritmeilla



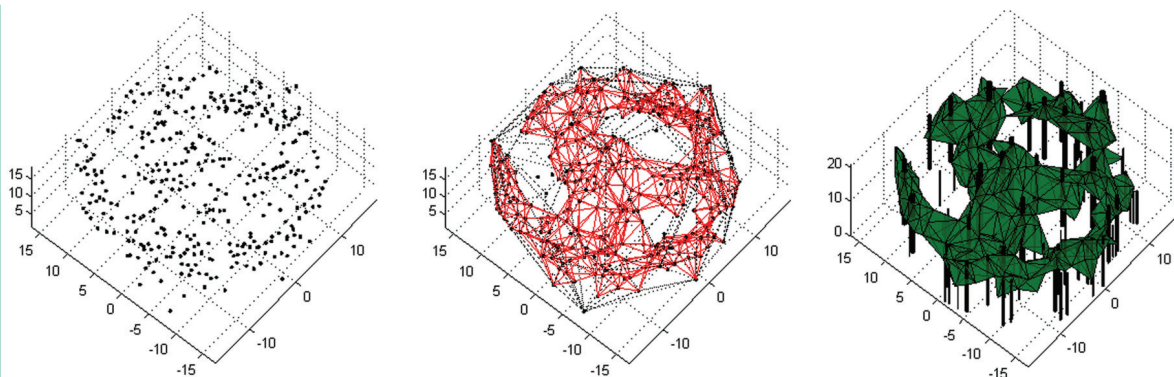
Johdanto

Yksityiskohtaisen kaukokartoituksen myötä entistä merkittävämpi rooli metsävarojen hallinnassa on *metsävaratiedon hallinnan* osaamisella. Maanmittauslaitoksen ja Suomen metsäkeskuksen ”Suomi loppuun”-suunnitelman tarkoituksena on kattaa koko Suomi laserkeilausaineistoilla vuoteen 2019 mennessä. Voidaan siis puhua ”Big Datasta” jo ilman aaltomuoto-, mobiili- tai muiden vastaavien uusien teknisten sovellusten tuottamaa lisätietomäärää. Lainkaan vähättelemättä tämän teknisen kehityksen tarvetta on perusteltua kysyä, että osataanko edes jo hankitusta (tai vuoteen 2019 mennessä hankittavasta) aineistosta ottaa kaikki irti.

Laserkeilauspohjaisen metsätiedon tuotannossa käytettävät menetelmät ovat edelleen hyvin pitkälti samojen peruseriaatteiden mukaisia kuin 1990-luvun lopulla, jolloin näitä menetelmiä ensimmäistä kertaa esiteltiin. Esimerkiksi tuoreessa, aihepiirin kaikkien aikojen ensimmäisessä oppikirjassa kuvattut analyysit voi lähes poikkeuksetta jakaa peruseriaatteeltaan joko aluepohjaiseen- tai yksinpuintulkintaan. Niin sanotun aluepohjaisen tulkinnan tavoitteena on tuottaa tietoa (pien-)kuvioille alle yhdestä korkeushavainnosta neliometriä kohti koostuvasta lähtöaineistosta. Aluepohjaisen inventointimenetelmän kehityksessä on kiinnitetty huomiota varsinkin aineistoista muodostettavan piirreavaruuden optimoimiseen erilaisten koneoppimismenetelmien avulla, mutta ei itse piirreavaruuden määrittelyyn.

Kun aluepohjaisen aineiston havaintotiheys ei riitä metsän horisontaalisen rakenteen kuvaamiseen puutasolla, analyysit perustuvat yksinomaan korkeusarvojen jakaumiin – eli kolmiulotteisen aineiston yhteen ulottuvuuteen. Niin sanotun yksinpuintulkintamenetelmän perusongelmat taas eivät ole oleellisesti helpottuneet menetelmän ensimmäisistä kokeiluista. Mahdolliset alemmat latvuserrokset jäävät puiden tunnistusalgoritmeilta piiloon eikä päälatvuserroksen puutunnusten estimointikaan ole ongelmaton. Kohtuullisen tarkan ja harhattoman lopputuloksen saavuttaminen edellyttää paikallisen maastoaineiston keräämistä – siis ilma-aineiston täydentämistä kalliilla maastoaineistolla.

Tämän kirjoituksen tarkoituksena on esitellä kaksi tekniikkaa, joissa tulosparannusta haetaan uuden aineiston keräämisen sijaan uudella ajattelutavalla. Kumpaakaan ei voi kategorisesti luokitella aluepohjaiseksi- eikä yksinpuintulkintatekniikaksi. Yhdistävänä tekijänä on pikemminkin ratkaisun hakeminen reilusti näiden rajausten ulkopuolelta ja kokonaan muilta tieteenaloilta. Ensimmäisenä kuvattu soveltaa yleisten pisteaineistojen laskennallista geometriaa ja -topologiaa aluepohjaisen piirreavaruuden laajentamiseksi. Toinen, tunnetun kuva-analyysitekniikan sovellus realistisempien läpimittajakaumien tuottamiseksi avaa yllättäviä näkökulmia aineistojen hankinnan suhteen. Kirjoituksen lopuksi pohdin mihin algoritmiikan jatkokehitystyö luontevimmin kohdistuisi, jos siinäkin otettaisiin käyttöön vastaava ”*out-of-the-box*”-ajattelumalli.



Kuva 1. Harvasta laserpisteaineistosta (vasen kuva) muodostettu kolmiointi (keskellä) ja sen suodate visualisoituna maastossa mitattujen puiden runkojen kanssa (oikealla).

Pisteaineiston kaikki kolme ulottuvuutta käyttöön kolmioimalla

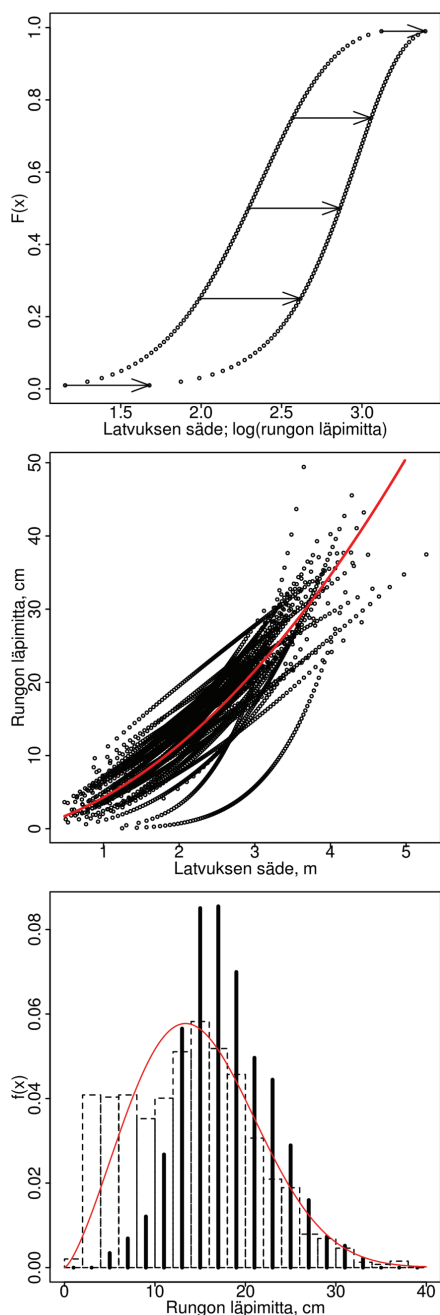
Pohjatyö tämän menetelmän kehittämiseksi tehtiin väitöskirjassani, jonka osajulkaisuissa rekonstruimme puiden latvuksia ns. alfa-muotojen (engl. *alpha shapes*) avulla. Yleisemmällä tasolla voidaan puhua kolmioinneista (*triangulation*) ja niiden suodatteista (*filtration*). Kolmiulotteisen pisteaineiston kolmiointi muodostaa rakenteen, jossa pisteiden väliset särmät rajaavat tyhjän tilan nelitahokkaiden sisään. On jossain määrin loogista ajatella, että suurimmat nelitahokkaat muodostuvat puiden välisistä tai latvuston vertikaalisista aukoista. Etsimällä raja-arvo eli kehittämällä suodatin nelitahokkaiden koolle mahdollistaa tällöin tyhjän tilan suodattamisen latvustorakenteista (kuva 1).

Kehittämässämme suodatusmenetelmässä pisteaineistojen kolmioinnista syntyvät nelitahokkaat järjestetään suuruusjärjestykseen. Tämän perusteella kolmioinnista voidaan tuottaa suodatteita esimerkiksi valitsemalla annettua raja-arvoa (suodatinparametria) pienemmät tai suuremmat nelitahokkaat. Suodate kuvaa tällöin latvustoa ja nelitahokkaiden tilavuuksien summa latvuston tilavuutta. Sopivaa suodatinparametria arvoa haettiin optimointimenetelmällä, jonka tavoitteena oli minimoida kolmioinnin kokonaistilavuuden ja mallinnetun (latvuston) biomassan välille sovitettua regressiomallin jäännösvaihtelua. Optimoinnissa suurimman jäännösvaihtelun tuottaneiden koealojen suodatteita säädettiin

siihen suuntaan, joka paransi mallin sovitusta. Toisintamalla optimointia satunnaisilla alkusuodatteilla, jokaiselta koealalta löydettiin joukko suodatteita, jotka olivat mukana ainakin yhdessä koko aineiston yli optimoidussa ratkaisussa.

Keskimääräisillä optimoiduilla suodatinparametreilla laskettu latvustilavuus korreloi hyvin puustotunnusten kanssa ja selitti 83–97% niiden vaihtelusta. Suodatinparametrin arvot olivat koealakohtaisia ja vaihtelivat erityisesti pohjapinta-alan mukaan. Suodatinparametrin ennustaminen optimoinnin ulkopuolisille kohteille vaikutti tällöin mahdolliselta muiden laserkeilausaineistolta laskettujen piirteiden avulla. Vaikka nämä piirteet selittivätkin suodatinparametrien vaihtelua suhteellisen hyvin (selitysoaste, $R^2=0.83$), eivät tulokset olleet yhtä hyviä puustotunnusten suhteen ja suodatinparametrien tarkempi määrittäminen vaatii vielä lisätyötä.

Edellä kuvatun menetelmän ensisijaisena tarkoituksena oli laajentaa harvasta laserkeilausaineistosta saatavaa piirrevalikoimaa latvuston tilavuudella, jota käytettiin ennustamaan erilaisia puustotunnuksia. Ehkä merkittävämpi aikaansaannos on kuitenkin sivutuotteena syntyvä 3D-latvustomalli (kuva 1). On mielenkiintoista huomata, että latvustoksi tulkittujen nelitahokkaiden sijainnit vastaavat hyvin maastossa kartoitettuja runkojen sijainteja, vaikka tätä tietoa ei millään tavalla anneta menetelmälle syötteenä. Tämän latvustomallin käyttö tulee olemaan jatko-tutkimuksen aiheena.



Kuva 2. Kahden jakauman kertymäfunktioiden (ylin kuva) sovitusta tuottaa kvanttiliikohtaisen muunnoksen, jonka muoto on kuvattu kaikille tutkituille koelaloille (keskellä). Yli aineiston tarkasteltuna uusi menetelmä (punainen viiva) näyttää kuvaavan maastossa mitattua läpimittajakaumaa (katkoviivoilla kuvatut pystypalkit) ”perinteistä” yksinpuintulkintaa (mustat pystyviivat) paremmin (alin kuva).

Jakauman hännistä kiinni – yksinpuintulkintun latvusjakauman sovittaminen maastossa mitattuun puuston läpimittajakaumaan

Yksinpuintulkinnan perusongelmana on lyhyesti sanottuna muunnos kaukokartoitetuista puiden kokojakaumista metsäsuunnittelun syöttötiedoksi kelpaavaksi puuston läpimittajakaumaksi. Yleisellä tasolla ongelma vastaa siis muunnosta jakaumasta toiseen eikä se ole mitenkään uniikki metsäninventoinnille. Esimerkiksi valokuvien digiprosessoinnissa käytetään ns. jakaumasovitusmenetelmää (engl. *distribution* tai *histogram matching*) korjaamaan yhden tai useamman kuvan välinen sävyero suhteessa annettuun referenssikuvaan. Kuva-analyysin tapauksessa kalibroivat jakaumat oletetaan samanaikaisesti saatavilla oleviksi. Meidän tapauksessamme menetelmää oli tarpeen kehittää muunnosfunktion ennustamisen sallivaksi (kuva 2).

Kehittämämme jakaumasovitusmenetelmän sovellus käyttää syöttötietona teoreettisen Weibull-jakaumafunktion avulla kuvattuja kaukokartoitetujen latvusten leveysjakaumaa sekä vastaavan alueen puiden läpimittajakaumaa. Niiden kvanttiliikohtainen (kvanttilit = satunnaismuuttujan kertymäfunktioita säännöllisin välein poimittuja prosenttipisteitä) muunnos kuvattiin toisen asteen polynomiyhdyllä, joka sovitettiin sekamallina metsiköiden välisen vaihtelun huomioimiseksi (kuva 2). Koska tämän mallin satunnaisparametriosaa ei ole käytännössä mahdollista ennustaa sovitukseen ulkopuolisille metsiköille, malliin lisättiin kiinteiksi parametreiksi metsän rakennetta kuvaavia korkeusjakaumamuuttujia, joiden tarkoituksena oli satunnaisvaihtelun vähentäminen.

Menetelmän tuottamat läpimittajakaumat olivat ”perinteistä” yksinpuintulkintaa tarkempia (kuva 2). Varsinkin jakauman ”häntien” eli kaikkein pienimpien mutta myös suurimpien puiden kuvausta oli mahdollista parantaa. Menetelmämme tuottamat jakaumat ovat kuitenkin suhteellisia ja niiden skaalaus metsikkötasolle vaatii estimaatin kokonaispohjapinta-alasta tai -runkoluvusta. Käytimme jälkimmäisen estimointiin yksinpuintulkinnan aliarvion korjaavaa, stokastisen geometrian alalla käytettyä ns. Boolean mallia, joka ei tehtyjen tilajärjestys- ja autokorrelaatio-oletusten takia ole sovellettavissa kaikkialle.

Menetelmämme tuottamia jakaumamuotoja voidaan hyödyntää osana muita menetelmiä, mutta varsinaisten puustotunnusten ennustamisen osalta menetelmä kaipaa vielä jatkokehitystä.

Menetelmän jatkokehitystä puolustaa muutama mielenkiintoinen ominaisuus. Ensinnäkin toiminta jakaumatasolla poistaa monivaiheisen, puutasolla tapahtuvan ennustusketjun ja sitä kautta myös tarpeen puittain kartoitetuille maastokoealoille. Jos olettaa, että teoreettinen jakaumafunktio kuvaa kiinnostuksen kohteena olevaa puustoa riittävän hyvin, niin itse asiassa opetuskoalojen puita ei tarvitse edes lukea maastossa – menetelmän kannalta mitattu relaskoopikoeala tai vaikka Metsätieteen aikakauskirjassa aikaisemmin tänä vuonna esitellyn Trestimasovelluksen tuottama pohjapinta-alanäyte riittää opetusaineistona käytettävien läpimittajakaumien muodostamiseen. Lopuksi, koska menetelmä perustuu pohjimmiltaan latvusleveysjakaumiin eikä varsinaisesti edellytä pituustiedon olemassaoloa, sen rajattua perussovellusta on mahdollista testata muilla, laserkeilausta halvemmilla yksityiskohtaisilla kaukokartoitusaineistoilla (esim. ilma- tai satelliittikuvilla).

Tiedon tuotantoalgoritmeista tiedon käyttäjien algoritmeihin

Edellä esitetyn tarkoituksena ei ollut antaa kuvaa supermenetelmistä, joilla metsäsuunnittelun nykyisen syötetiedon (esim. puulajikohtaiset läpimittajakaumat) tuottamisen ongelmat kuitataan lopullisesti. Itse asiassa vaatimus tuottaa tietosisällöltään tarkasti maastoarvioinneilla hankittuja tunnuksia pohjimmiltaan latvustoa kuvaavasta tiedosta sotii vahvasti edellä käyttämäni *out-of-the-box* -ajattelumallia

vastaan. Kaukokartoitustiedon käyttö sellaisenaan on mielestäni looginen askel kohti seuraavan sukupolven metsätietomallia, jonka johtajatuksena nykyaikaisilla inventointimenetelmillä tuotettavasta latvuston kuvauksesta ei aina yritetä pakottaa puiden runkojen kuvausta. Esimerkiksi ohjaamattomien tai puoli ohjattujen koneoppimismenetelmien sekä spatiaalisten optimointimenetelmien avulla tästä tiedosta voidaan jalostaa tietämystä ja syöttötietoa metsäsuunnitteluun ja sen tietojärjestelmiin. Tutkin tässä kirjoituksessa kuvaamiani ongelmia osana Itä-Suomen yliopiston metsäsuunnittelun yliopistotutkijan tehtävääni sekä johtamassani, Helsingin yliopiston rahoittamassa *Towards semi-supervised characterization and large-area planning of forest resources using airborne laser scanning data acquired for digital elevation modeling* -hankkeessa.

Kirjallisuus

- Maltamo, M., Næsset, E. & Vauhkonen, J. 2014. Forestry applications of airborne laser scanning – concepts and case studies. *Managing Forest Ecosystems* 27, Springer. 464 s.
- Vauhkonen, J. 2010. Estimating single-tree attributes by airborne laser scanning: methods based on computational geometry of the 3-D point data. *Dissertationes Forestales* 104. 44 s.
- Vauhkonen, J. & Mehtätalo, L. 2015. Matching remotely sensed and field measured tree size distributions. *Canadian Journal of Forest Research*, doi: 10.1139/cjfr-2014-0285.
- Vauhkonen, J., Næsset, E. & Gobakken, T. 2014. Deriving airborne laser scanning based computational canopy volume for forest biomass and allometry studies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 96: 57–66.

■ Dosentti, MMT Jari Vauhkonen, Itä-Suomen yliopisto.
Sähköposti jari.vauhkonen@uef.fi