

Razpoznava točk terena iz podatkov LiDAR z izgradnjo digitalnega modela reliefa

Denis Horvat¹, David Jesenko¹, Denis Žganec¹, Domen Mongus¹

¹ Univerza v Mariboru, FERI, Smetanova ul. 17, 2000 Maribor, Slovenija
E-pošta: denis.horvat@um.si

Abstract

V članku obravnavamo razpoznavo terena v oblakih točk zemeljskega površja, pridobljenih s tehnologijo LiDAR. Uvodoma podamo splošen opis metod razpoznave terena in predstavimo njihove osnovne značilnosti. V nadaljevanju podrobneje predstavimo hierarhičen morfološki pristop, ki omogoča natančno izgradnjo digitalnega modela reliefa, na osnovi katerega izvedemo razpoznavo točk terena. V ta namen predlagamo izboljšano metodo, ki omogoča natančnejšo razpoznavo točk terena na osnovi pragovne funkcije v obliki stožca. Učinkovitost predlaganega postopka potrdimo s primerjavo z do sedaj najučinkovitejšo poznano metodo.

1 Uvod

LiDAR (ang. Light Detection and Ranging) je v zadnjih letih postal ena izmed vodilnih tehnologij daljinskega zaznavanja. Ti sistemi so običajno nameščeni na letalo in za svoje meritve uporabljajo lasersko svetlobo kratke valovne dolžine. Razdaljo do opazovanega objekta določajo glede na časovni zamik med oddajo impulza in zaznavo njegovega odboja, za izračun koordinat zajetih točk pa uporabljajo še meritve sistema globalnega določanja položaja (GPS) in kotne orientacije laserskih impulzov. Ker sistemi LiDAR ločijo med različnimi odboji posameznega impulza, so ti zmožni zajeti informacije o terenu tudi pod vegetacijo [9]. Rezultat takšnega zajema je zelo natančen in gost oblak točk, ki vsebuje izjemno količino informacij o zemeljskem površju. Vseeno pa ti oblaki točk niso topološko strukturirani in med samimi točkami ni poznanih vsebinskih korelacij. Tako so poglobilni izzivi na področju zemeljskih opazovanj danes povezani z razpoznavo vzorcev v podatkih daljinskega zaznavanja, pri tem pa je ključna prav izgradnja digitalnih modelov reliefa (DMR). Poleg številnih študij, ki se običajno izvajajo neposredno nad DMR (na primer študije poplave, zamejski plazov ali prostorsko umeščanje objektov), lahko tega razumemo tudi kot ozadje pri razpoznavi ostalih objektov. Mnogi algoritmi izvajajo tudi izračune relativnih višin objektov tako, da DMR odštejejo od digitalnega modela površja [6]. Posledično pa natančnost izgradnje DMR vpliva na učinkovitost številnih nadaljnjih postopkov obdelave podatkov LiDAR [13, 4, 7].

Prvi korak izračuna DMR predstavlja postopek ločitve točk terena od točk objektov na njem (na primer dreves,

stavb ali mostov). Zaradi velikega števila točk, pomanjkanja topologije ter geometrijskimi podobnostmi med objekti in geomorfološkimi lastnostmi terena, se filtriranje točk v praksi izkaže za izjemno težavno. V literaturi lahko zato izsledimo številne metode filtriranja točk, ki jih delimo v tri glavne skupine [13, 4]:

- **Naklonsko-odvisne metode** [14, 12, 11, 15] predvidevajo, da imajo točke nad terenom višji lokalni naklon kot točke terena. Posledično so ti postopki uspešnejši na ravnih področjih, njihova natančnost pa je nižja v primeru strmih terenov.
- **Linearno-napovedovalne metode** [1, 2, 10, 3] zgradijo grob približek terena, točke pa nato filtrirajo glede na njihovo višinsko razliko do približka terena. Očitno je, da ti pristopi pogosto ne uspejo odstraniti majhnih in nizkih objektov (zaradi njihovih majhnih višinskih razlik) ter hkrati izgledajo nezvezne predele terena, na primer pečine in grebene.
- **Metode temelječe na matematični morfologiji** [16, 17, 9, 8] sicer veljajo za robustnejše, vendar se pogosto srečujejo s težavami pri izbiri pravilnega strukturnega elementa. Z manjši strukturnim elementom lahko uspešno odstranimo manjše objekte, pri čemer pa ohranimo večje objekti (na primer stavbe). Čeprav lahko te odstranimo z uporabo večjega strukturnega elementa, pri tem obstaja velika nevarnost, da tako izgledimo tudi detajle terena (na primer vrhove, pečine in grebene). Sodobne raziskave se zato poslužujejo hierarhičnih pristopov izgradnje DMR s postopnim povečevanjem strukturnega elementa [9, 6]. Za razliko od ostalih metod, morfološki pristopi izvedejo podvzorčenje točk LiDAR v mrežo enakovelikih celic, medtem ko za dejansko razpoznavo točk terena uvedejo dodaten korak.

V tem članku predstavljamo izboljšavo metode razpoznave točk terena na osnovi matematične morfologije, ki jo je predstavil Mongus s sodelavci [6]. Čeprav ta metoda danes velja za najučinkovitejšo, povzroča sistematične napake ob robovih nezveznih predelov terena. V poglavju 2 povzamemo ključne korake metode. V poglavju 3 predstavimo razloge za napake in predlagamo

teoretične izboljšave, ki jih v poglavju 4 potrdimo z rezultati. Poglavje 5 podaja najpomembnejše sklepe raziskave.

2 Hierarhični morfološki postopek izgradnje DMR

To poglavje povzema ključne korake hierarhičnega pristopa izgradnje DMR z uporabo naprednih metod matematične morfologije. V ta namen podatke LiDAR najprej podvzorčimo v mrežo enakovelikih celic, definirano kot preslikavo $G : p \rightarrow \mathbb{R}$, ki koordinatam celice p pripiše višinsko vrednost iz nabora \mathbb{R} . Kadar se v dani celici p nahaja več točk LiDAR, vrednost $G(p)$ določa najnižja izmed njih. Če pa v dani celici ni nobene točke, vrednost $G(p)$ interpoliramo. Natančnejši opis postopka izgradnje mreže je predstavljen v [8], medtem ko je odstranjevanje nizkih točk (točk, ki ležijo pod terenom zaradi napak merilnikov LiDAR) predstavljeno v [9]. Nad G nato izvedemo hierarhično večločljivostno dekompozicijo z uporabo diferencialnih morfoloških profilov.

Naj $\gamma_{w_s}(G)$ predstavlja morfološko odpiranje nad G s kvadratnim strukturnim elementom w_s velikost $s \times s$. Hierarhično dekompozicijo izvedemo tako, da G filtriramo s postopnim povečevanjem strukturnega elementa. V ta namen določimo urejen nabor velikosti strukturnega elementa $\vec{s} = [s_0, s_1, \dots, s_I]$, kjer $s_{i-1} < s_i$. Tako velja $\gamma_{w_{\vec{s}[i-1]}}(G) \geq \gamma_{w_{\vec{s}[i]}}(G)$ ter posledično $\gamma_{w_{\vec{s}[i-1]}}(G) - \gamma_{w_{\vec{s}[i]}}(G) \geq 0$. Diferencialni morfološki profil $\Delta_{\vec{s}}(G)(p)$ je v točki p definiran kot urejena množica pozitivnih vrednosti (imenovana tudi vektor odzivov), podana kot

$$\Delta_{\vec{s}}(G)(p) = [\gamma_{w_{s_{i-1}}}(g)(p) - \gamma_{w_{s_i}}(g)(p)]. \quad (1)$$

Dekompozicija $\Delta_{\vec{s}}$ nam omogoča, da izmerimo geometrijske lastnosti objektov, vsebovanih v G . V ta namen definiramo preslikavi $R : \Delta_{\vec{s}}(G)(p) \rightarrow \mathbb{R}$ in $S : \Delta_{\vec{s}}(G)(p) \rightarrow \mathbb{Z}$ kot

$$R(p) = \max_{i \in [1, I]} \Delta_{\vec{s}}(G)(p)[i], \quad (2)$$

$$S(p) = \arg \max_{i \in [1, I]} \Delta_{\vec{s}}(G)(p)[i]. \quad (3)$$

Preslikava R tako vsebuje vrednost največje razlike, ki se je pojavila pri filtriranju s postopnim povečevanjem strukturnega elementa, medtem ko preslikava S vsebuje informacijo o velikosti strukturnega elementa, ki je to razliko povzročil. Tako lahko R interpretiramo kot višinsko razliko med ozadjem in objektom, S pa kot njegov širino (velikost).

Za razpoznavo objektov je Mongus s sodelavci [6] predlagal definicijo $\vec{s} = [1, 3, \dots, 2I + 1]$, kjer $2I + 1$ predstavlja vrednost največjega vsebovanega objekta in jo poda uporabnik. Samo pragovno filtriranje točk terena pa zahteva še dva uporabniško nastavljiva parametra k in n , kjer k opisuje linearno odvisnost med velikostjo odziva $R(p)$ in velikostjo okna $2S(p) + 1$ v točki p , n pa določa spodnjo mejo pragovne vrednosti. Formalno lahko množico točk terena T definiramo kot

$$T = \{p \mid R(p) \leq k(2S(p) + 1) + n\}. \quad (4)$$

Točke terena iz množice T nato uporabimo za interpolacijo višinskih vrednosti v tistih točkah, ki niso del terena. Rezultat postopka je tako DMR , katerega ločljivost je enaka ločljivostji G . Zadnji korak metode predstavlja razpoznavo točk terena iz oblaka točk LiDAR, ki jo podrobneje predstavimo v naslednjem poglavju. Hkrati predlagamo tudi naprednejši pristop, ki pripomore k občutno višji natančnosti postopka.

3 Razpoznavo točk terena

Razpoznavo točke terena v oblaku točk LiDAR izvedemo s pragovnim filtriranjem glede na njihove višinske razdalje od DMR . Ker so lahko te na strmih predelih občutno večje kot na položnem terenu, metoda v ta namen uporablja dinamično pragovno vrednost, ki je v dani točki določena glede na lokalni naklon DMR . Pri tem upoštevamo dejstvo, da je DMR generiran iz množice najnižjih točk znotraj posameznih celic, zato lahko pričakujemo, da DMR leži pod večino točk terena. Za oceno naklona pa je, posledično, smiselno izračunati tako imenovani zunanji morfološki gradienta ∂DMR , ki je definiran kot

$$\partial DMR = \delta_{w_3}(DMR) - DMR, \quad (5)$$

kjer $\delta_{w_3}(DMR)$ predstavlja morfološko širjenje DMR s strukturnim elementom velikosti 3×3 . Množico točk terena $L_T \subset L$ iz vhodne množice točk LiDAR L določimo kot

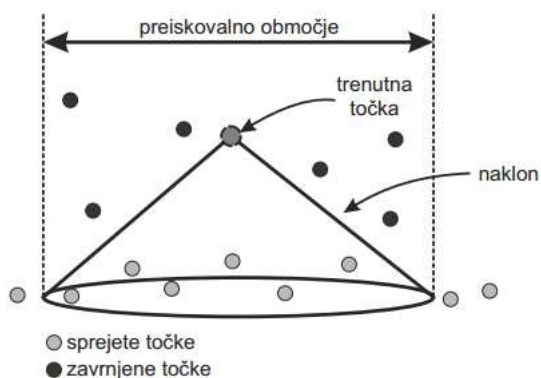
$$L_T = \{l_i \mid d_h(l_i) < \partial DMR[p] + b\}, \quad (6)$$

kjer je $d_h(l_i)$ višinska razlika med točko $l_i \in L$ in $DMR[p]$ v pripadajoči celici p . Konstanta b je podana iz strani uporabnika in določa zgornjo mejo višinske razlike, pri kateri l še vedno razpoznamo kot točko terena.

Čeprav opisani postopek v splošnem omogoča natančno razpoznavo točk terena je, zaradi omejene ločljivosti DMR , njegovo delovanje slabše ob robovih nezveznih predelov terena. V teh primerih visoka vrednost $\partial DMR[p]$ namreč določa visoko pragovno vrednost, ki jo upoštevamo za vse točko znotraj celice. V nadaljevanju zato predlagamo izboljšavo, ki odpravlja to težavo in omogoča natančnejšo razpoznavo točk terena tudi kadar je DMR nizke ločljivosti.

3.1 Pragovno filtriranje glede na naklon višinskih razlik

Predlagana izboljšava izhaja iz predpostavke, da so višinske razlike med točkami terena in DMR v dani okolici relativno konstantne in so občutno nižje od točk objektov. Učinkovito definicijo pragovnega filtra lahko tako določimo glede na naklon višinskih razlik, ki ga te tvorijo s svojo soseščino. Pragovno funkcijo v tem primeru določimo v obliki stožca (glej sliko 1), podanega z dvema parametroma: polmerom osnovnega kroga (okolice) in višino (oziroma naklonom). Postopek filtriranja nato izvedemo tako, da vrh stožca prestavimo v dano točko in preverimo, ali se katera izmed sosednjih točk nahaja pod njim. Če se pod stožcem ne nahaja nobena točka, potem dana



Slika 1: Prikaz filtriranja s stožcem. Slika vzeta iz [5].

točka opisuje teren. V nasprotnem primeru lahko točko označimo kot del objekta.

Predlagan pristop tako omogoča natančno razpoznavo točk terena tudi znotraj posamezne celice *DMR*. V ta namen pa je za vsako preverjeno točko potrebno izvesti primerjavo njene višinske razlike z višinskimi razlikami vseh točk iz njene okolice. Ker je teh točk v podatkih LiDAR običajno zelo veliko, je takšen pristop računsko zahteven. V našem primeru zato izvajamo pragovno filtriranje glede na naklon višinskih razlik le v primeri, ko je vrednost $\partial DMR[p]$ dovolj visoka. Filter definiramo s pomočjo razmerja horizontalne in vertikalne razdalje vrha stožca do točk, ki jih preverjamo v okolici s preddefinirano velikim oknom. Točka je v stožcu, če je njeno razmerje u večje od razmerja, ki ga definira uporabnik.

4 Rezultati

Natančnost metode smo testirali na desetih področjih Primorske, ki so bili posneti s tehnologijo LiDAR. Podatki so vsebovali urbana ter poraščena ter neporaščena podeželska področja velikosti 1 km^2 . Morfologija terena v podatkih je segala od ravninskih (na primer njive), pa vse do izjemno strmih področij (na primer pečine ob morju).

Algoritem gradnje DMR in klasifikacije smo poganjali na osebni računalnik z operacijskim sistemom Windows 7 (64-bit), 4-jedrnim procesorjem Intel Core i5-3570 z 16 GB hitrega pomnilnika. Algoritem je bil v celoti implementiran v programskem jeziku c++ in preveden s prevajalnikom msvc2010. Pri vseh testiranjih sta bila parameter b iz (6) in razmerje filtra u nastavljeni na vrednost 0,6. Klasifikacijo smo izvajali s pomočjo DMR z ločljivostjo 1 m^2 . DMR je bil zgrajen po hierarhičnem morfološkem postopku opisanem v poglavju 2, s parametroma $k = 0.07$ in $n = 0.35$, kjer smo za največjo velikost objekta uporabili vrednost $I = 35$. V sklopu 10 datotek smo klasificirali približno 94 milijonov točk. Gradnjo DMR in samo klasifikacijo smo poganjali na treh jedrih, kjer je vsako procesorsko jedro obravnavalo svojo datoteko. Gradnja DMR vseh desetih datotek je trajala približno 39 sekund, klasifikacija z dodatnim filtriranjem pa 60 sekund (brez filtriranja je trajalo 56 sekund).

Tabela 1 primerja napako klasifikacije terena z opi-

sano metodo brez in z dodatnim filtriranjem s stožcem.

Tabela 1: Napaka in povprečna napaka za klasifikacijo terena desetih datotek LiDAR, brez in z dodatnim filtriranjem.

Datoteka LiDAR	Napaka [%]	
	Brez dodatnega filtriranja	Dodatno filtriranje s stožcem
TM_388_420	6,41	4,3
TM_388_430	5,48	3,12
TM_389_420	5,15	4,01
TM_389_430	4,5	2,21
TM_390_410	6,35	4,12
TM_390_420	5,31	4,23
TM_390_430	6,14	2,11
TM_391_410	5,41	4,15
TM_391_420	5,7	3,91
TM_391_430	4,49	3,13
Povprečje:	5,494	3,529

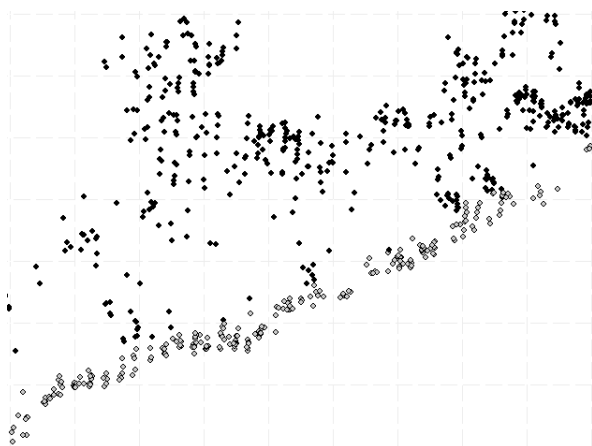
Kot vidimo iz tabele 1, se je napaka po dodatnem filtriranju pri vseh datotekah zmanjšala. Zmanjšala se je predvsem pri področjih z veliko nizke in goste vegetacije, kjer je filter najbolje odstranil odvečne točke. To nadzorno prikazuje slika 2, kjer je dvakrat prikazan prečni prerez istega področja, ki smo ga klasificirali brez dodatnega filtriranja (slika 2a)) in z dodatnim filtriranjem (slika 2b)). Klasificirane točke terena, označene s svetlo sivo barvo, jasno prikazujejo učinkovitost dodatnega filtriranja s stožcem, kjer smo iz klasifikacije odstranili veliko napačno klasificiranih točk.

5 Zaključek

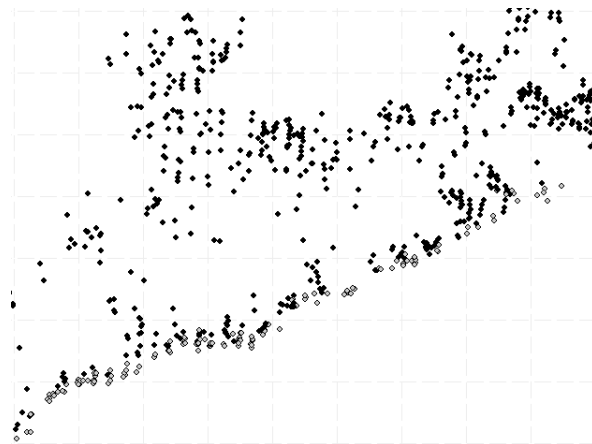
V članku predstavljamo izboljšano metodo razpoznave točk terena v oblakih LiDAR. Predlagana metoda temelji na pragovnem filtriranju točk glede na njihove višinske razlike od DMR. Pragovna vrednost je pri tem definirana v obliki stožca, kar nam omogoča učinkovito razpoznavo točk objektov in terena tudi znotraj posamezne celice DMR. Predlagan pristop tudi eksperimentalno potrdimo, kjer z rezultati pokažemo, da predlagan pristop dosega v povprečju 1.97% višjo natančnost.

Literatura

- [1] M. Brovelli, M. Cannata, and U. Longoni. Lidar data filtering and dtm interpolation within grass. In *Transactions in GIS*, volume 8, pages 155–174, 2004.
- [2] K. Kraus and N. Pfeifer. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53(4):193–203, 1998.
- [3] H. Lee. Dtm extraction of lidar returns via adaptive processing. In *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, volume 41, pages 2063–2069, 2003.
- [4] X. Liu. Airborne lidar for dem generation: some critical issues. *Progress in Physical Geography*, 32(1):31–49, 2008.



(a)



(b)

Slika 2: Prečni prerez kalsifikacije a) brez in b) z dodatnim filtriranjem s stožcem.

- [5] D. Mongus. *Brezparametrični algoritem gradnje digitalnega modela reliefa iz podatkov LiDAR*. PhD thesis, Univerza v Mariboru, Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko, 2012.
- [6] D. Mongus, N. Lukac, and B. Žalik. Ground and building extraction from lidar data based on differential morphological profiles and locally fitted surfaces. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93:145–156, 2014.
- [7] D. Mongus, N. Lukač, D. Obrul, and B. Žalik. Detection of planar points for building extraction from LiDAR data based on differential morphological and attribute profiles. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (Part 3/W1):21–26, 2013.
- [8] D. Mongus and B. Žalik. Computationally efficient method for the generation of a digital terrain model from airborne LiDAR data using connected operators. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(1):340–351, 2014.
- [9] D. Mongus and B. Žalik. Parameter-free ground filtering of lidar data for automatic dtm generation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67:1–12, 2012.
- [10] N. Pfeifer, T. Reiter, C. Briese, and W. Rieger. Interpolation of high quality ground models from laser scanner data in forested areas. In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, volume 32, pages 31–36, 1999.
- [11] J. Shan and A. Sampath. Urban dem generation from raw lidar data: A labeling algorithm and its performance. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71(2):217–226, 2005.
- [12] G. Sithole. Filtering data of laser altimetry data using a slope adaptive filter. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 34(Part 3/W4):203–210, 2001.
- [13] G. Sithole and G. Vosselman. Experimental comparison of filter algorithms for bare-earth extraction from airborne laser scanning point clouds. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 59(1-2):85–101, 2004.
- [14] G. Vosselman. Slope based filter of laser altimetry data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 33(Part B3/2):935–942, 2000.
- [15] C. Wang and Y. Tseng. Dem generation from airborne lidar data by an adaptive dual-directional slope filter. In *ISPRS Commission VII Mid-Term Symposium*, volume 38, pages 628–632, 2010.
- [16] K. Zhang. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data. *Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):872–882, 2003.
- [17] K. Zhang and D. Whitman. Comparison of three algorithms for filtering airborne lidar data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(3):313–324, 2005.