

Avtomatiziran sistem za spremljanje vlage z uporabo zemeljsko prodirajočega radarja v vrtnah in konvolucijske nevronske mreže

Blaž Pongrac, Dušan Gleich

Univerza v Mariboru, Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko, Maribor, Slovenija
E-pošta: blaz.pongrac1@um.si

Automated soil moisture monitoring system using cross-hole ground-penetrating radar and convolutional neural network

This paper shows a cross-hole ground penetrating radar system and a deep-learning method for soil moisture estimation in lined water canal embankment. A custom-made nano-second pulse-based radar system that can detect variations in soil moisture content through a cross-hole approach was developed. The proposed system consists of a pulse generator, three transmitting antennas positioned in a 12 m deep borehole, and three receiving antennas placed in a separate borehole 100 m away from the transmitter. The receiver utilizes a high-frequency data acquisition card to capture signals at 3 Giga Bytes per second. The borehole antennas have been designed to operate in a broad frequency band to ensure optimal signal propagation within the soil. This paper proposes a deep regression convolutional network that model changes in wave propagation between the transmitted and received signals and estimates volumetric soil moisture using time-sampled signals. The training dataset includes soil moisture measurements taken at three points between the transmitter and receiver, spaced 25 meters apart, to provide reliable ground truth data. To further enhance convolutional neural networks' training and evaluation process, radar data and soil moisture measurements were collected over 73 days between the two boreholes. Additional data was acquired through an experiment involving pouring water into specially prepared boreholes between the transmitter and receiver antennas. This additional data was then used for training, validation, and testing. The experimental results indicate that the proposed system successfully detects changes in volumetric soil moisture using the provided Tx and Rx antennas.

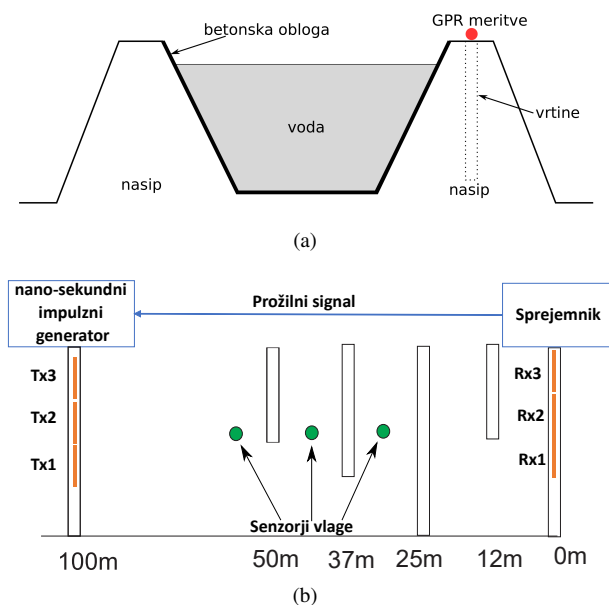
1 Uvod

Vodni kanal je ena od krvnih linij sodobne družbe. Uporabljajo se kot transportne poti, akvadukti za pitno vodo, v namakalnih sistemih, za odvodnjavanje in oskrbo industrijskih procesov ter oskrbo hidroelektrarn. Vodni kanali so običajno obloženi s tanko plastjo nepremočljivih materialov, kot sta asfalt ali beton, da zadržijo čim več vode. Razpoke in puščanja v oblogi kanala lahko zmanjšajo količino razpoložljive vode in tako vplivajo na učinkovitost

vodnega kanala. Iztekanje vode pa lahko zmanjšalo trdnost nasipa vodnega kanala in s tem povzroči zrušitev vodnega kanala. Obstaja več metod za spremljanje puščanja vode v vodnih kanalih, kot so sistemi z optičnimi vlakni za zaznavanje sprememb vlažnosti tal [1]. Ta prispevek predstavlja študijo avtomatskega sistema za odkrivanje puščanja vode v že obstoječih vodnih kanalih.

Predlagana metoda v tem prispevku temelji na sistemu zemeljsko prodirajočega radarja (ang. Ground Penetrating Radar, GPR). Elektromagnetni (EM) valovi so postali bistveni del analize materialov in se pogosto uporabljajo pri daljinskem zaznavanju, kot je podpovršinska analiza [2], avtomobilska industrija in zdravstvo [3]. Sistemi, ki uporabljajo EM oddajnike in sprejemnike, se imenujejo radarji. Na podlagi oddanih in zaznanih EM valov lahko radarje razdelimo na impulzne radarja in radarje z zveznim delovanjem [4]. Impulzni radarji oddajajo in sprejemajo ozke impulze v časovni domeni [5], medtem ko radarji z zveznimi valovi oddajajo in sprejemajo zvezne signale v frekvenčni domeni [6, 7]. Povratno sipane signale je mogoče učinkovito uporabiti za analizo materiala. Sistemi GPR se zanašajo na frekvenčno pasovno širino in prostorsko ločljivost, pri čemer nižje frekvence dosega globlji prodor, vendar žrtvujejo ločljivost.

Sistem GPR je običajno impulzni radar, ki oddaja EM valove pravokotno na površino tal. Vsako zaznano povratno sipanje predstavlja eno sled, medtem ko je več zaporednih sledi razvrščenih v 2D sliko. Pridobljeno 2D radarsko sliko je mogoče obdelati in predmet na sliki analizirati z analizo glavnih komponent (ang. Principal Component Analysis) [8], analizo posameznih komponent (ang. Individual Component Analysis) [9] in metodami globokega učenja [10]. Široko uporabljena metoda globokega učenja je konvolucijska nevronska mreža (Convolutional Neural Network, CNN), ki se je izkazala za učinkovito za zaznavanje objektov in napovedovanje [11]. Ta prispevek predlaga uporabo CNN z 2-dimenzionalno (2D) in 3-dimenzionalno (3D) regresijo za odkrivanje sprememb vlažnosti tal z uporabo zajetih radarskih podatkov. Obe arhitekturi, 2D regresijska CNN (2DCNN) in 3D regresijska CNN (3DCNN) sta bili preizkušeni na resničnih podatkih, pridobljenih tekom 73-dnevnega preizkusa in na podlagi preizkusa simuliranja puščanja vode, tekom katerega je bilo v posebno vrtno vlitih 800 l vode. Zajeti radarski podatki oz. sledi so bile pretvorjene v 2D sliko s



Slika 1: Pregled predlagane rešitve: (a) prečni prezek vodnega kanala z označenimi vrtinami v nasipu, (b) vrtine za oddajnih in sprejemnik, posebej pripravljene vrtine za simuliranje puščanja obloge vodnega kanala, nameščeni senzorji vlažnosti zemlje.

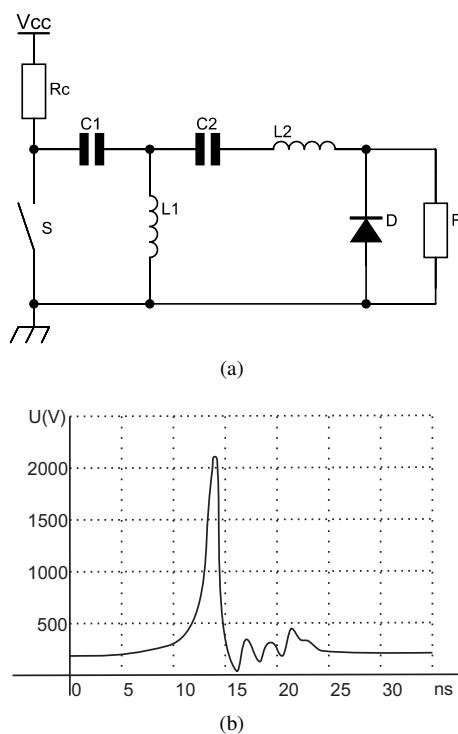
pomočjo kratko-časovne Fourierjeve transformacije (ang. Short-Time Fourier Transform, STFT).

Predlagani sistem nadzoruje betonski vodni kanal na daljši razdalji. Je učinkovitejši in cenovno dostopnejši za daljinsko avtomatizirano spremljanje vlažnosti na daljše razdalje, kot je sistem tomografije s križnimi vrtinami, ki se običajno uporablja v podobnih aplikacijah.

2 Predlagan GPR v vrtinah

V tem prispevku je predlagan GPR v vrtinah za avtonomno spremljanje vodnih kanalov. Slika 1(a) prikazuje prečni prezek vodnega kanala. Vodni kanal je zgrajen z nasipom iz zemljine, ki se nahaja nad nivojem terena. Notranjost vodnega kanala je obložena s tanko plastjo betona. Za odkrivanje puščanja v oblogi vodnega kanala je potrebno stalno spremljanje vlažnosti tal v nasipih. Puščanje v oblogi bi lahko povzročilo erozijo tal in nasip bi se zaradi erozije lahko porušil. Predlagani sistem bi lahko zmanjšal stroške vzdrževanja in povečal učinkovitost vodnega kanala.

Slika 1(b) prikazuje postavitev vrtin. Vrtina z oddajnikom (Tx) in sprejemnikom (Rx) sta 100 m narazen. Za eksperimentalne namene so bile izvrtane posebne vrtine 12,5 m, 25 m, 37,5 m in 50 m od Rx vrtine. Trije senzorji vlažnosti v tleh so bili nameščeni 31 m, 43 m in 56 m od Rx vrtine in so namenjeni spremljanju vlažnosti tal in uporabo izmerjene vlažnosti v tleh kot referenčne vrednosti. V vsaki od Rx in Tx vrtini se nahajajo tri antene, ki s preklapljanjem med antenami zagotavljajo 3x3 kombinacijo oddajanja in prejemanja radarskih signalov. Načrtan in izdelan je bil visokonapetostni generator nanosekundnih impulzov, ki je uporabljen kot oddajnik. Signali so bili zajeti v sprejemniku s pomočjo analogno-digitalnega



Slika 2: Predlagan visokonapetostni generator nano-sekundnih impulzov: (a) električna shema osnovnega principa načrtanega generatorja nano-sekundnih impulzov, ki temelji na [12], (b) generiran visokonapetostni nano-sekundni impulz s predlaganim generatorjem.

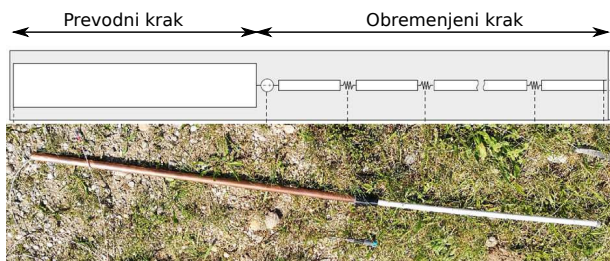
pretvornika s 3 Gvzorci na sekundo. Generator nanosekundnih impulzov in zajemna kartica sta bila sprožena s pomočjo prožilnega vezja.

2.1 Visokonapetostnih generator nano-sekundnih impulzov

Visokonapetostni impulzi so bili potrebni za doseganje dolgih razdalj prenosa skozi zemljino. Generirani impulz mora imeti tudi pasovno širino omejeno na nekaj 100 MHz. Avtorji v [12] in [13] so predlagali generator kratkih impulzov, ki temelji na varaktorski diodi (ang. Step Recovery Diode). Osnovni princip, prikazan na Sliki 2(a), prenaša shranjeno energijo v $L2$ na ohmsko obremenitev. Največja shranjena energija v $L2$ je v trenutku, ko dioda preneha prevajati. Preklop diode je omogočen s pomočjo sinusnega toka. Čas vzpona impulza je odvisen od hitrosti preklopa diode in je fiksni. Čas padanja impulza je eksponentni upad s časovno konstanto $L2/R$. Serija desetih diod je bila uporabljena v po meri izdelanem Marxovem generatorju za ustvarjanje visokonapetostnega napajanja (V_{cc} nad 2kV) in tokov nad 30 A. Slika 2(b) prikazuje generirani impulz s širino 2,14 ns in amplituda 2115 V.

2.2 Načrtane antene

Uporabljena je bila zasnova antene za prenos radio-frekvenčnega signala skozi zemljo na razdalji več kot 100 m. Najprimernejša antena za omenjeno aplikacijo je podobna anteni predlagani v [14]. Geometrija antene je prikazana na Sliki 3. Sestavljen je iz prevodnega kraka dolžine 910



Slika 3: Predlagana antena, uporabljena za prenos radarskih signalov skozi zemljo na razdalji več kot 100 m.

mm in obremenjenega kraka dolžine 630 mm. Prevodni krak je zgrajena iz bakrene cevi, v kateri je elektronika sprejemnika oz. oddajnika. Obremenjeni krak je 6 mm širok trak z diskretnim uporovnim Wu-King profilom upornosti (pri 25, 27, 125, 175, 225, 275, 325, 375, 425, 475, 525, 575 mm, upor 77,6, 83.1, 93.8, 103.1, 118.3, 136.2, 160.7, 196, 248.1, 348.8, 563.4, 1918.6 so vstavljeni Ω) [15]. Antena je povezana z generatorjem in sprejemnikom s koaksialnimi kablji.

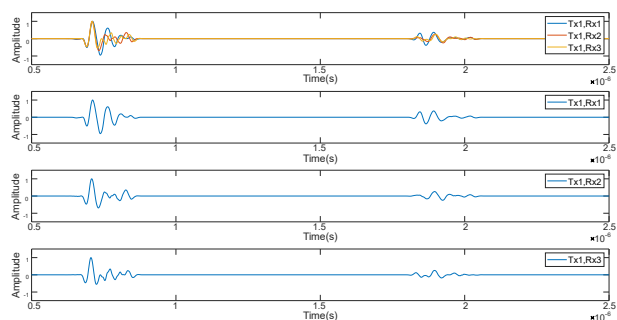
Izdelana antena je bila analizirana. Parameter S_{11} prikazuje, koliko moči se povratno odbije v analizator. Nizka vrednost povratnega odboja pomeni, da je bila skozi anteno prenesena večja količina energije. Če je vrednost povratnega odboja pod -13 dB, povratni odboj ne bo vplival na kvaliteto anteno. Parameter S_{11} za predlagano anteno na Sliki 3 je pod -20 dB za frekvenčno območje med 100 kHz in 6,3 GHz.

2.3 Delovanje sistema

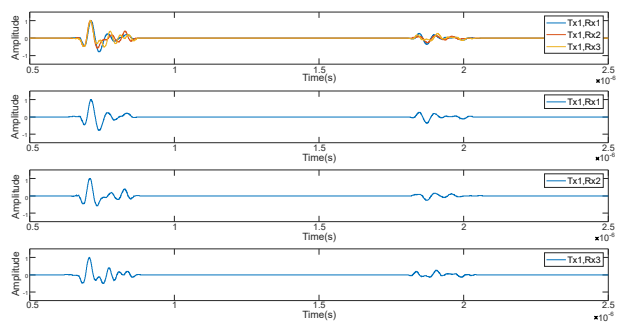
Slika 4(a) prikazuje časovno odvisno obnašanje signala za vse tri sprejemne antene in Tx1 oddajno anteno v suhih pogojih. Po začetku zajema lahko oddani signal zaznamo na vseh treh sprejemnih antenah. Oddani signal je zakasnen za čas ($15 \mu\text{s}$), ki je potreben, da prožilni signal prepotuje 100 m od sprejemnika do oddajnika skozi koaksialni kabel. Signal, ki potuje skozi zemljo, je mogoče zaznati $0,8 \mu\text{s}$ po sprožitvi, saj se signal širi po koaksialnem kablju s hitrostjo $0,68 \cdot c$ (kjer je c hitrost EM valovanja v praznem prostoru) in predstavlja zakasnitev $0,49 \mu\text{s}$, signal, ki potuje skozi zemljo, pa je zakasnen za dodatnih $0,33 \mu\text{s}$. Antena, predstavljena v poglavju 2.2, filtrira vhodni impulz od 2 ns do 57 ns na sprejemniku zaradi približno 200Ω neoptimalno usklajene in uravnotežene impedance antene. Kljub temu je bil predlagani sistem še vedno koristen pri oceni vlažnosti tal in zaznavanju sprememb. Dielektrično konstanto in volumetrično vlažnost tal je mogoče oceniti z uporabo Toppovega modela [16], podanega kot

$$\begin{aligned} \epsilon_r &= 3.03 + 9.3m_v + 146m_v^2 - 76.6m_v^3 & (1) \\ m_v &= -5.3 \cdot 10^{-2} + 2.92 \cdot 10^{-2}\epsilon_r - 5.5 \cdot 10^{-4}\epsilon_r^2 + \\ &+ 4.3 \cdot 10^{-6}\epsilon_r^3 & (2) \end{aligned}$$

Z uporabo časovne zakasnitve prejetega signala in Toppovega modela je bila v suhih razmerah ocenjena dielektrična konstanta $\epsilon_r = 7,85$ in volumetrična vlažnost



(a)



(b)

Slika 4: Radarski signali zajeti, ko signal oddaja antena Tx1, sprejemajo pa vse tri sprejemne antene v: (a) suhih razmerah, (b) eno uro po vlivanju vode v vrtino.

$m_v = 15\%$ pri hitrosti širjenja $c = c_0/\sqrt{\epsilon}$. Izvedenih je bilo več poskusov, kjer je bilo v vrtino, nameščeno 50 m od vrtnice Rx, v kratkem času vlito 800 litrov vode. Slika 4(b) prikazuje časovno odvisno obnašanje signala za vse tri sprejemne antene in oddajno anteno Tx1 po 1 uri vlivanja vode v posebej pripravljene vrtine. Prejeti signali so bili dodatno zakasneni zaradi spremembe volumetrične vlažnosti v tleh. Meritve so pokazale, da se je vlažnost tal v zgornjih plasteh spreminjala od 15% do 19% volumetrične vlažnosti.

Dolgotrajnejša obdobja dežja lahko povzročijo tudi spremembe ravni vlage v tleh. Zbrane podatke smo primerjali s podatki o deževnih dnevih. Izkaže se, da se ocenjena dielektrična konstanta spreminja glede na postavitev antene v vrtini. Poleg tega ima predlagan sistem edinstveno lastnost, da lahko s pomočjo zračno-sklopljenega signala določimo obdobje dežja, saj se pojavi dodatna zakasnitev.

3 Obdelava merjenih podatkov s pomočjo globokega učenja

Analiza časovno zakasnenih signalov je učinkovita metoda za oceno ravni vlage v tleh. Za izvedbo tomografije za oceno vlažnosti tal bi bile potrebne številne antene ali premična antenska platforma. Sistem, predlagan v tem prispevku, je bil zasnovan za stalno spremljanje vlažnosti tal v kanalskem nasipu za kanal, ki oskrbuje hidroelektrarno. Meritve so potekale neprekinjeno 73 dni med dvema vrtinama. Za obdelavo podatkov sta bili predlagani 2DCNN in 3DCNN, ki omogočata samodejno za-

znavanje sprememb vlažnosti tal.

Predlagani sistem GPR v vrtnah pridobi radarske signale, ki so podvrženi postopku obdelave podatkov, prikazanem na Sliki 5. Serializirani radarski podatki se najprej pretvorijo v sliko z uporabo STFT. Regresijsko omrežje, ki temelji na CNN, je bilo razvito za samodejno obdelavo 2D slike za pridobivanje značilik iz pridobljenih signalov. Poleg tega ta prispevek predlaga 3D regresijsko CNN, ki je sposobna analizirati serije podatkov in karakterizirati vsebnost vlage v tleh.

Predlagani GPR v vrtnah in predlagana ocena volumetrične vlažnosti tal sta bila testirana z uporabo vseh podatkov, zbranih v 73 dneh. Drugi poskus je bil izveden za spremljanje sprememb vlažnosti tal po nenadnem vlitju 800 litrov vode v posebej pripravljene vrtnice. Namen poskusa je bil simulirati puščanja vode v oblogi kanala, meritve pa so bile opravljene vsakih 15 minut naslednjih 6 ur po vlitju vode.

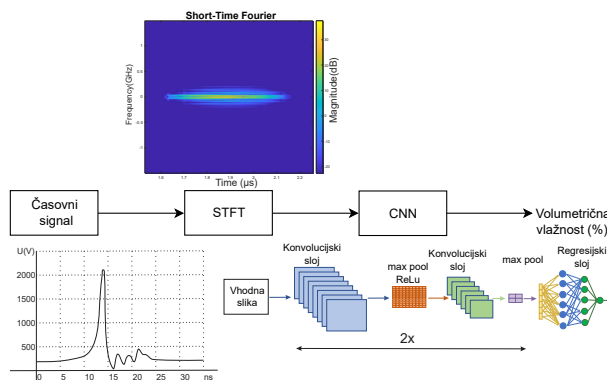
3.1 Obdelava radarskih podatkov s pomočjo STFT

Sliki 4(a) in 4(b) prikazujeta meritve v suhih in mokrih pogojih, kjer je prejeti signal sestavljen iz signala, povezanega z zrakom, in signala, povezanega z zemljo. Zračno sklopljeni signal, ki je prvi del signala in potuje po zraku in delno nad zemljo in ima zaradi tega večjo amplitudo od komponente, ki prodira skozi zemljino. 1D signal je bil vzorčen pri frekvenci vzorčenja 3 GHz, s trajanjem zajema 4 μ s. Za obdelavo 1D signala s pomočjo CNN smo serializirane podatke pretvorili v 2D signal oz. sliko. Za ta namen smo uporabili STFT. Za oblikovanje 2D slike 1024×1024 slikovnih pik smo uporabili Hammingovo okno velikosti 1024 vzorcev s prekrivanjem 1023 vzorcev. Razviti sistem za oceno vlažnosti tal uporablja regresijo kompleksnih vrednosti.

3.2 Načrtovanje CNN

CNN uporablja vrsto filtrirnih operacij, plasti za uravnavanje in popolnoma povezane plasti za pridobivanje značilik iz podatkov in oceno vlažnosti. V primeru podatkov STFT te operacije vključujejo filtriranje podatkov z uporabo 2D konvolucijskih filtrov in uporabo ReLU aktivacijske funkcije. 2DCNN, predlagana v tem prispevku, je sestavljen iz dveh parov konvolucijskih plasti, max-pool združevanja, ReLU, polno povezane plasti in regresijske plasti. Značilke so izločene z uporabo 2D konvolucije, ki ovrednoti lokalno sosesko in nato oceni rezultat z uporabo sigmoidne funkcije z aditivno pristranskostjo. Izločene značilke sestavljajo tabelo značilik - 2D sliko, ki prikazuje vrednosti značilik.

Združevanje v tabeli značilik zmanjša ločljivost in zagotavlja nespremenljivost. Komponente CNN, ki jih je mogoče učiti, vključujejo pristranskost in uteži. V prispevku je uporabljeno nadzorovano učenje. Opisana 2DCNN je razširjena na 3DCNN, ki omogoča izločevanje prostorsko in časovno povezanih značilik. 3D-konvolucijski filtri in jedra predstavljajo 3D-konvolucijo, pri čemer so tabele značilik v 3D-konvolucijski plasti medsebojno povezani prek časovnih podatkov v prejšnji plasti. 3DCNN ima pomanjkljivost v tem, da lahko 3D konvolucijski filter izveče le eno vrsto lastnosti, ker se uteži filtra pono-



Slika 5: Blokovi diagram predlagane obdelave podatkov. Zajeti radarski signali v časovni domeni so pretvorjeni v 2D sliko s pomočjo STFT. Iz kreirane 2D slike s pomočjo CNN izvečemo tabelo značilik, s pomočjo regresije pa iz tabele značilik ocenimo volumetrično vlažnost v %.

vijo po trojici plasti. To težavo je mogoče rešiti s povečanjem števila tabel značilik v kasnejših slojih in generiranjem več značilik iz istih tabel značilik na nižji ravni z uporabo več 3D konvolucij z različnimi utežmi.

4 Eksperimentalni rezultati

Za oceno vlažnosti tal je bilo izvedenih več različnih korakov: zajem radarskih signalov v dveh različnih eksperimentih, učenje predlaganih CNN in testiranje CNN. Podatki, ki so bili uporabljeni pri testiranju predlaganih CNN struktur, so bili zajeti v obeh eksperimentih (73 dnevno merjenje, simulacija puščanja) in niso bili uporabljeni pri učenju predlaganih CNN. Referenčne meritve so bile nato opravljene s senzorji vlage, zakopanimi na mestih, označenih na sliki 1(b). Za učenje CNN je bilo uporabljenih deset epoh, od katerih je vsaka zajemala tisoč vzorcev, ki so bili nato enakomerno razdeljeni med podatke za učenje in validacijo. STFT je bil uporabljen za transformacijo pridobljenih podatkov, čemur je sledila uporaba 3DCNN z velikostjo jedra $3 \times 3 \times 3$. Dodani so bili dodatni sloji, vključno s plastmi 3D Max Pooling, Batch normalization, Dense in aktivacijskimi plastmi ReLU, pri čemer je bil model učen z uporabo ADAM optimizatorja, stopnjo učenja 0,0001 in funkcijo srednjega kvadratičnega pogreška. Tabela 1 prikazuje časovni zamik t_d v radarskem signalu in izmerjeno vlažnostjo tal IV s tremi zakopanimi senzorji pri različnih ciljnih vlažnostih tal CV .

Tabela 2 nadalje primerja različne predlagane različice metod z uporabo različnih omrežnih konfiguracij, kot so 2DCNN, 2DCNN s predprocesiranjem STFT, 3DCNN in 3DCNN s predprocesiranjem STFT. Rezultati kažejo, da lahko vse predstavljene regresijske metode CNN ocenijo vlažnost tal, pri čemer metoda 3DCNN daje najbolj optimalne rezultate glede meritev srednjega kvadratičnega pogreška (MSE).

Tabela 1: Izmerjena vlažnost zemljine in časovna zakasnitev radarskega signala pri različnih ciljnih vlažnosti tal.

CV(%)	t_d (ns)	IV (%)		
15	0	14	16	13
20	6	19	19	20
25	13	24	22	24
30	21	29	28	31
35	26	33	33	36
40	32	41	42	39
45	39	44	40	43

Tabela 2: Povprečna izmerjena vlažnost zemljine s senzorstvi vlažnosti v primerjavi z ocenjenimi vlažnosti zemljine z metodami 2DCNN, 2DCNN+STFT, 3DCNN and 3DCNN+STFT in radarskimi podatki.

IV (%)	2D	2D+STFT	3D	3D+STFT
15	14 %	16 %	14 %	13 %
20	21 %	19 %	19 %	20 %
25	24 %	24 %	23 %	24 %
30	29 %	31 %	37 %	31 %
35	30 %	33 %	28 %	36 %
40	35 %	44 %	33 %	39 %
45	34 %	45 %	36 %	45 %
MSE	25	3.4	27.7	1.14

5 Sklep

V prispevku je predstavljen avtomatiziran sistem za ocenjevanje vlažnosti tal z uporabo GPR v vrtnah in dveh različnih regresijskih CNN. Prispevek uvaja nov pristop k oceni vlažnosti tal z uporabo sistema GPR v vrtnah. Učinkovitost ocene vlažnosti zemljine na osnovi CNN temelji na tehnikah predhodne obdelave, zlasti STFT, ki se je izkazala za učinkovito pri algoritmičnih globokega učenja. Rezultat uporabe STFT je večja natančnost in izboljšana robustnost in pristranskosti. Predstavljena študija je opazila tudi izboljšave v natančnosti prepoznavanja vlažnosti tal tako za oceno na podlagi regresije kot za oceno na podlagi predlagane 3DCNN. Ugotovljeno je bilo, da predlagani sistem učinkovito oceni vlažnost tal in dosega višjo natančnost pri preoblikovanju serializiranih podatkov z uporabo STFT v 2D sliko. Z uporabo regresijske mreže 3DCNN predlagani sistem zagotavlja preprosto tehniko obdelave podatkov z visoko točnostjo za učinkovito oceno vlažnosti tal. Prikazani eksperimentalni rezultati kažejo, da lahko sistem zazna spremembe vlažnosti tal na večjem območju. Prihodnje raziskave bi morale razmisliti o združevanju več predlaganih sistemov po celotni dolžini vodnih kanalov, da bi zagotovili avtomatizirano odkrivanje puščanja na večjih razdaljah.

Literatura

- [1] M. Leone, "Advances in fiber optic sensors for soil moisture monitoring: A review," *Results in Optics*, vol. 7, p. 100213, 2022.
- [2] J. D. Taylor, *Ultrawideband radar: applications and design*. CRC press, 2012.

- [3] A. T. Purnomo, K. S. Komariah, D.-B. Lin, W. F. Hendria, B.-K. Sin, and N. Ahmadi, "Non-contact supervision of covid-19 breathing behaviour with fmcw radar and stacked ensemble learning model in real-time," *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 16, no. 4, pp. 664–678, 2022.
- [4] S. A. Hovanessian, *Radar System Design and Analysis*. ARTECH HOUSE INC, dec 1984.
- [5] M. I. M. I. Skolnik, *Introduction to impulse radar*. Washington, DC: Naval Research Laboratory, nov 1991.
- [6] M. A. Richards, J. A. Scheer, and W. A. Holm, *Principles of Modern Radar: Basic principles*. Raleigh, NC: Institution of Engineering and Technology, 2010.
- [7] C. Nguyen and J. Park, "Stepped-frequency radar sensor analysis," in *Stepped-Frequency Radar Sensors*. Springer International Publishing, 2016, pp. 39–64.
- [8] B. Karlsten, J. Larsen, H. Sorensen, and K. Jakobsen, "Comparison of pca and ica based clutter reduction in gpr systems for anti-personal landmine detection," in *Proceedings of the 11th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing (Cat. No.01TH8563)*, 2001, pp. 146–149.
- [9] J. V. Stone, "Independent component analysis: an introduction," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 6, no. 2, pp. 59–64, 2002. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364661300018131>
- [10] L. Y. Z. Z. L. Y. and Q. Z., "Real-time pattern-recognition of gpr images with yolo v3 implemented by tensorflow," *Sensors*, vol. 20(22), no. 12, pp. 59–64, 2020.
- [11] M. E. Zayed, J. Zhao, W. Li, S. Sadek, and A. H. Elsheikh, "Chapter three - applications of artificial neural networks in concentrating solar power systems," in *Artificial Neural Networks for Renewable Energy Systems and Real-World Applications*, A. H. Elsheikh and M. E. Abd Elaziz, Eds. Academic Press, 2022, pp. 45–67. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128207932000082>
- [12] E. Pirc, D. Miklavčič, and M. Reberšek, "Nanosecond pulse electroporator with silicon carbide mosfet: Development and evaluation," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 66, no. 12, pp. 3526–3533, 2019.
- [13] J. M. Sanders, A. Kuthi, Y.-H. Wu, P. T. Vernier, and M. A. Gundersen, "A linear, single-stage, nanosecond pulse generator for delivering intense electric fields to biological loads," *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 16, no. 4, pp. 1048–1054, 2009.
- [14] F. Sagnard and C. Fauchard, "FDTD modeling of a resistively loaded monopole for narrow borehole ground penetrating radar," *Progress in Electromagnetics Research M*, vol. 2, pp. 201–211, 2008.
- [15] T. Wu and R. King, "The cylindrical antenna with nonreflecting resistive loading," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 13, no. 3, pp. 369–373, 1965.
- [16] G. C. Topp, J. L. Davis, and A. P. Annan, "Electromagnetic determination of soil water content: Measurements in coaxial transmission lines," *Water Resources Research*, vol. 16, no. 3, pp. 574–582, 1980. [Online]. Available: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/WR016i003p00574>