

LOČEVANJE ŠIROKO IN OZKO LISTNIH RASTLIN V PODPORO SISTEMU ZA ZAZNAVO PLEVELA

URBAN KENDA¹ IN JURIJ RAKUN²

¹ Univerza v Mariboru, Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko, Maribor, Slovenija.

E-pošta: urban.kenda@student.um.si

² Univerza v Mariboru, Fakulteta za kmetijstvo in biosistemske vede, Hoče, Slovenija.

E-pošta: jurij.rakun@um.si

Povzetek Sodobno kmetijstvo se srečuje z vedno višjo stopnjo avtomatizacije, katere cilj je pridelati več pridelka, ki dosega višjo kakovosti, vse to ob manjših negativnih učinkih na okolje in s potencialom ohranitve narave za naslednje generacije. V ta namen smo v sklopu študentskega projekta razvoja avtonomnega kmetijskega robota Farmbeast ustvarili sistem za selektivno škropljenje plevela, katerega del sta dva algoritma za ločevanje ozko- in širokolistnih rastlin, nujna za ločevanje plevela od pridelka. Ob uporabi testnega nabora slik je prvi algoritem uspešno zaznal širokolistni plevel s 53,3 % in ozkolistni s 93,3 % uspešnostjo medtem, ko drugi algoritem obe sorti plevela uspešno loči v 93,3 %. Delo opisuje tudi orodje, ki je bilo v sklopu projekta razvito in deluje na podlagi algoritma ter škropi s potrebnim herbicidom.

Ključne besede:

strojni
vid,
plevel,
škropljenje,
segmentacija,
robot,
ROS

SEPARATION OF BROAD AND NARROW-LEAF PLANTS IN SUPPORT OF WEED DETECTION SYSTEM

URBAN KENDA¹ & JURIJ RAKUN²

¹ University of Maribo, Faculty of Electrical Engineering, Computer Science and Informatics, Maribor, Slovenia.

E-mail: urban.kenda@student.um.si

² University of Maribor, Faculty of Agriculture and Life Sciences, Hoče, Slovenia.

E-mail: jurij.rakun@um.si

Abstract Modern agriculture is facing an ever-increasing level of automation, which aims to produce crops in higher quantity and higher quality. All this but causing fewer negative effects on the environment and with the potential to preserve the nature for future generations. For this purpose, we created a system for selective weeding, which was developed as part of the student project Farmbeast, where we focus our efforts in the development of an autonomous agricultural robot. The system includes two algorithms for separating narrow- and wide-leaf plants, necessary for separating weeds from crops. By using a test set of images, the first algorithm successfully detected wide-leaf weeds with 53.3% and narrow-leaved weeds with 93.3% effectiveness, while the second algorithm successfully separated the two weed sorts with 93.3% success rate. This work also describes the tools that were developed as part of the project and works on the basis of an algorithm, which sprays with the necessary kind of the herbicide.

Keywords:

machine
vision,
weeding,
spraying,
segmentation,
robot,
ROS

1 Uvod

V sodobnem času kmetijstvo vedno več pozornosti namenja ohranjanju okolja in narave. Eden izmed večjih dejavnikov onesnaževanja je uporaba fito-farmacევtskih sredstev (FFS), saj trenutna mehanizacija v večini primerov ne preverja doziranja FFS, to pa ima tudi negativne posledice, saj se s tem zastrupljajo tla, posledično pa tudi voda in pridelki, ki jih gojimo na teh področjih. V ta namen se razvija nova generacija kmetijstva – precizno kmetijstvo, ki opisuje vse metode in tehnologije, s katerimi kmetovalec strmi k natančnejšem oziroma preciznejšem obdelovanju polj. [1]

Vsekakor se bo nova generacija kmetijstva morala robotizirati, s čimer bodo roboti nadomestili delo človeka, sodobni kmet pa bo vse skupaj nadzoroval z enega mesta. Na trgu popolnih rešitev še ni, vendar pa že poznamo nekaj podjetji, ki nekako »orjejo ledino« po tem novem področju; eno izmed njih je podjetje Naio Technologies, ki so s svojimi tremi namenskimi roboti nekako vodilni na tem področju [2]. Drugo, Ecorobotix s svojim avtonomnim robotom namenjenim za zatiranje plevela trdi, da robot uporablja do 90 % manj škropiva saj škropi le zaznan plevel, hkrati pa da manj kot 5 % rastlin pridelka zazna kot plevel [3]. Podobno trdi tudi podjetje Blue River Technology, ki je svojo rešitev prodalo vodilnemu proizvajalcu kmetijske mehanizacije John Deere - ju, kar za 305 milijonov ameriških dolarjev [4]. Slednji so sistem za prepoznavo in škropljenje, naredili kot priključek za obstoječe kmetijske stroje – traktorje.

Tudi naša skupina, ki deluje v sklopu projekta Farmbeast se zaveda problemov povezanih s kmetijstvom, zato je nastala želja, po razvoju sistema, ki omogoča selektivno škropljenje plevela, s čimer lahko zmanjšamo vpliv škropljenja na okolje. Del tega sistema je sistem ločevanja ozko- in širokolistnih rastlin, na podlagi katerega lahko uspešno ločimo del neželenih rastlin nasprotne vrste, torej ves ozkolistni plevel med širokolistnim pridelkom ali širokolisten plevel med ozkolistnim pridelkom. Drugi del pa predstavlja samo orodje, ki omogoča selektiven in točkovni nanos dveh različnih vrst FFS, za eno ali za drugo vrsto. Oboje je opisano v nadaljevanju.

2 Metode dela in uporabljen material

V nadaljevanju so opisane metode in material, uporabljene pri razvoju opisane rešitve in zajemajo tako strojni, kot tudi programski del.

2.1 Strojna oprema

Strojna oprema vključuje sprednji razširitveni priključek robota Farmbeast. Farmbeast [5] je avtonomen poljedelski robot, v osnovi namenjen za delo med vrstami pridelka. Glavni senzor za zaznavanje okolice je Velodyne Puck VLP-16 LiDAR [6], ki deluje kot oči robota. Robot se premika s štirimi pogonskimi kolesi, ki imajo še zmožnost obračanja po z osi, kar omogoči robotu zasuk na mestu, brez zdrsa koles.

2.1.1 Farmbeast orodje za odstranjevanje plevla – greben

Orodje za odstranjevanje plevla – greben je nameščen na spredjem delu robota, kot prikazuje slika 1, in tako omogoča odstranjevanje plevla pred robotom. V osnovi vsebuje dva modularna priključka: nitkasti rezalnik in laser, ki uničujeta oziroma odstranjujeta plevel pred robotom. V kolikor gre za mlado rastlino, jo lahko namreč termično odstranimo že z usmerjenim laserskim žarkom, starejšo pa lahko odrežemo. Po kemičnih pripravkih pa navadno posežemo, če gre za trdovratno vrsto plevla.

Greben in orodja so zasnovana tako, da prijemalo grebena lahko brez posredovanja človeka menja orodje. Dodatno omogoča pomik modulov po dveh oseh, s katerim se dodatno približa oziroma prestavi na pravilno razdaljo plevelu. Celoten greben krmili mikrokrmilnik Arduino Mega [7].



Specifikacije robota	
Teža:	45 Kg
Velikost DxŠxV:	550x400x400 mm
Pogon:	4 BLDC motorji
Zaznavanje okolice:	Velodyne Puck VLP-16 LiDAR
Računalniki:	Intel NUC in Raspberry Pi 3B+
Napajanje:	LiFePO4, 26,4 V, 12 Ah

Specifikacije grebena	
Teža:	17 Kg
Velikost DxŠxV:	250x450x350 mm
Pogon:	Koračni motorji
Zaznavanje okolice:	PI kamera
Računalniki:	Raspberry Pi 3B+ in Arduino Mega
Napajanje:	12V, iz robota

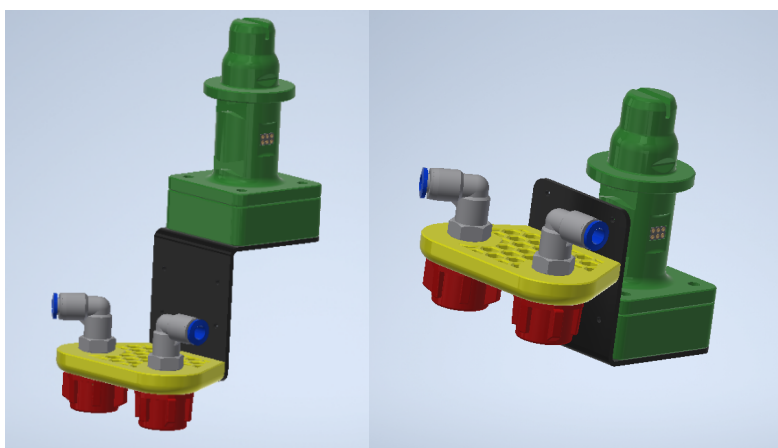
Slika 1: Robot Farmbeast s sprednjim priključkom

Vir: lasten

Na greben je nameščen računalnik Raspberry Pi 3B+ (RPI) [8], pi kamera, dve posodi za dva različna herbicida in dva ventila. Pi kamera je nameščena spredaj, na vrhu grebena in obrnjena tako, da opazuje področje pred grebenom. Zajem in obdelava slik se procesira na RPI računalniku, ki prav tako skrbi za vodenje grebena in proženje dodatnih ventilov.

2.1.2 Škropilno orodje

Orodje je zasnovano na principu predhodnih avtomatskih zamenljivih orodjih, dodatna jeklena konzola pa omogoča premik šob po višini, kar je še posebej koristno v fazi testiranja. Na konzolo je pritrjen 3D tiskani nosilec, na katerega sta nameščeni dve šobi, vsaka za eno vrsto herbicida. Dve varianti konfiguracije prikazuje slika 2.



Slika 2: Možne konfiguracije škropilnega orodja

Vir: lasten

Na škropljenje vpliva tudi pravilna izbira šob. V primeru napačno določene šobe lahko dosežemo preveliko ali premajhno doziranje škropiva, kar lahko povzroči preveliko osnaževanje ali pa se lahko s premajhnim doziranjem učinkovitost škropiva slabša. Izbrana šoba je tipa 468.526.5E podjetja Lechler [9], ki ima stožčast curek in kot škropljenja 90°. S takšno šobo lahko že pri višini 75 mm poškopimo krog premera 150 mm. Pri delavnem tlaku 3 bar šoba doseže pretok 2,35 l/min, s čimer s trenutnim volumnom posode, le to izpraznimo po 23 škropljenjih če le-ti trajajo 1 s. Razvit sistem torej služi v podporo demonstracije načina delovanja in potrditvi koncepta.

2.2 Programska oprema

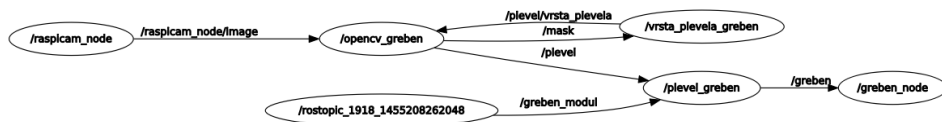
Sistem za zaznavo potencialnega plevela je v celoti programsko ločen od robota, zaradi česa lahko deluje neodvisno. V nadaljevanju je opisana uporaba funkcij iz knjižnice OpenCV [10], ki temeljijo na principu enostavne segmentacije in njene implementacije v ROS – u [11].

2.2.1 ROS »Robot Operating System«

Robotski operacijski sistem (ROS) je zbirka orodji, knjižnic in pretvornik z namenom olajšanja ustvarjanja zapletenih robotskih nalog, prav tako pa poenostavi komunikacijo med različnimi vozlišči.

ROS komunikacija omogoča vozliščem prejemanje in pošiljanje podatkov, tudi če so napisani v različnih programskih jezikih. Izmenjava podatkov temelji na objavljanju sporočil na teme, ki delujejo kot nekakšen kanal po katerih vozlišča objavljajo ali poslušajo sporočila. Eno vozlišče lahko hkrati objavlja in posluša več različnih tem, pomembno je le to, da se na temo objavlja oziroma v primeru poslušanja v naprej določi tip sporočila. Ker je objavljanje in naročevane na temo anonimno, vozlišča ne vedo, kdo je poslal oziroma prej sporočilo. V ta namen lahko uporabimo storitve, ki se uporabljajo za dejanja, ki imajo v naprej določen začetek in hkrati konec, vendar jih v naši raziskavi nismo potrebovali. Omenjeni ROS elementi so del ROS paketa, poleg teh se še v paketu lahko nahajajo: header datoteke, zagonske datoteke (ang. »launch files«), CMakeList datoteka in »Pacakage« datoteka. ROS paket strmi k širši funkcionalnosti, da postane uporaben za več projektov, hkrati pa ni preobširen in težak za porabo.

Za raziskavo smo uporabili štiri ROS pakete: raspicam, roserial [12], opencv in greben. Le paket greben je ustvarjen, medtem ko so ostali trije preneseni in po potrebi spremenjeni oziroma dopolnjeni. Oblika ROS grafa, ki prikazuje slika 3, prikazuje povezave med vozlišči in pot sporočil po temah.



Slika 3: ROS graf z vsemi vozlišči (elipse) in temami znotraj katerih se objavljajo podatki

Vir: lasten

V nadaljevanju bodo predstavljeni paketi in njihova vozlišča.

Paket rascam omogoča zajem slike s pi kamere, vsebuje le eno vozlišče /rascam_node, ki mu lahko nastavimo frekvenco, velikost in resolucijo zajemanja slik. Vozlišče zajeto sliko objavlja na temo /rascam_node/Image v sporočilu tipa Image.msg.

V opencv paket smo dodali dve novi vozlišči /opencv_greben in pa /vrsta_plevela_greben. Prvo vozlišče po temi /rascam_node/Image pridobi sliko in jo z upragovanjem in filtriranjem pretvori v masko, ki jo objavlja na temo /mask. Na slednjo temo je naročeno vozlišče /vrsta_plevela_greben, ki ločuje plevel po sorti, na podlagi prejete maske, hkrati pa podatek o sorti in velikosti plevela objavlja na temo /plevel/vrsta_plevela. Na katero je naročeno vozlišče /opencv_greben, ta na podlagi središča, velikosti in sorte pleveli objavlja na temo /plevel sporočilo s podatki o nahajanju plevela po x koordinati (širini), vrsti in velikosti plevela.

Paket greben vsebuje vozlišče /plevel_greben, zagonsko datoteko s katero zaganjamo vseh šest vozlišč iz štirih paketov. Vozlišče je naročeno na temo /plevel, hkrati pa na temo /greben_modul, preko katere lahko uporabnik določi željen modul. Nato vse prejete podatke pretvori v obliko primerno za sporočilo greben.msg ki se objavlja na temo /greben.

Namen Rosserial paketa je, da pretvori ROS sporočila v serijska sporočila namenjena serijski komunikaciji. V našem primeru vozlišče /greben_node, vzpostavi serijsko komunikacijo s mikrokrmilnikom Arduino, ki je nameščen na grebenu.

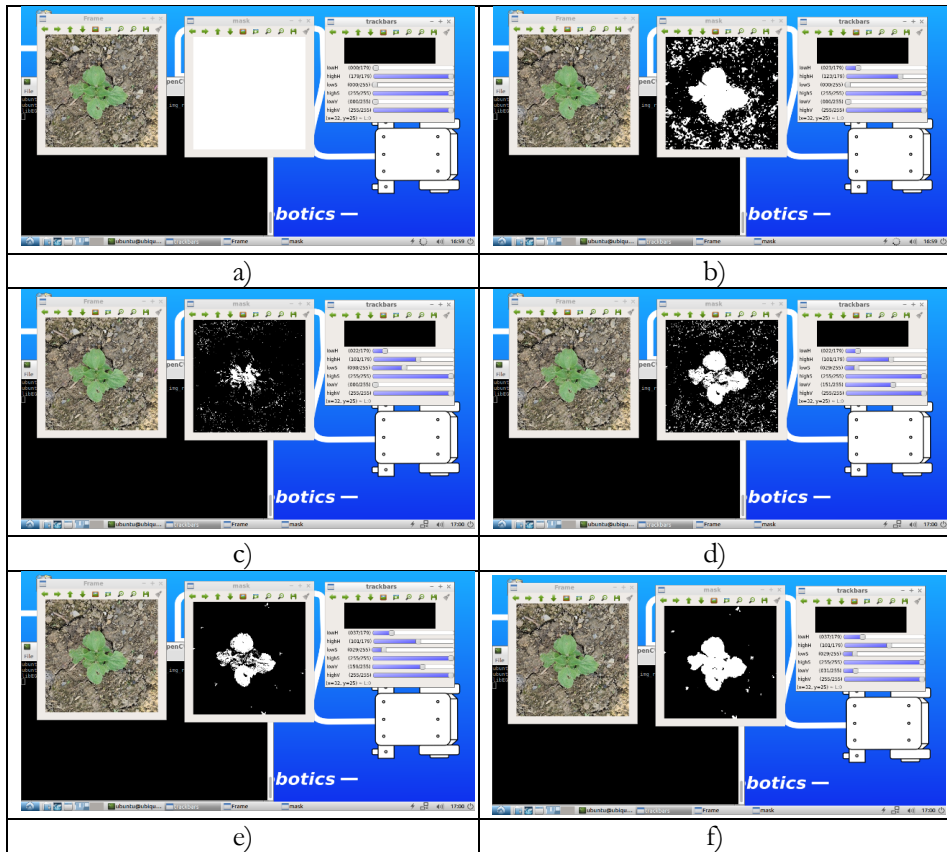
2.2.2 Delo z OpenCV knjižnicami

Vse obdelave slik in posnetkov so izvedene s pomočjo OpenCV knjižnice (»open source computer vision library«). V nadaljevanju pa so opisane osnovne operacije, ki so potrebne za prepoznavo in segmentacijo slik, ki loči koristne rastline od plevela.

2.2.2.1 HSV upragovanje

V algoritmu za zaznavo plevela najprej ustvarimo binarno matriko, na podlagi pragov v HSV prostoru. Pragovi so bili določeni empirično, kot ga opisuje naslednji odstavek.

Na začetku so pragovi nastavljeni med minimalnimi in maksimalnimi vrednostmi, zato zaznavamo celotno področje, kot to prikazuje sliki 4 (a). Slika 4 (b) prikazuje naslednji korak, kjer so pragovne vrednosti nastavljene tako, da zajemajo odtenke (»Hue«), ki določajo slikovne elemente z zeleno barvo. Slika 4 (c) in (d) prikazujeta vpliv barvne nasičenosti (»Saturation«), medtem ko sliki 4 (e) in (f) prikazujeta spreminjanje svetlosti (»Value«). Hkrati lahko med zaznavami opazimo, da se šum zmanjšuje, s čimer si dobro nastavimo pogoje za nadaljnjo filtriranje. Po končanem preizkušanju smo z območji: Hue 37 – 101, Saturation 29 – 255 in Value 31 – 255 dobili optimalno masko, z malo vsebovanega šuma.



Slika 4: Zaznava vsega (a), približno nastavljen prag barvnega odtenka (b), območje barvne nasičenosti premajhno (c), zmanjšanje območja svetlost (d), natančneje določen prag barvnega odtenka (e), povečanje območja svetlosti (f)

Vir: lasten

2.2.2.2 Morfološke operacije

Po HSV upragnovanju sledijo morfološke operacije, ki se uporabljajo pri obdelavi slik in temeljijo na logičnih operatorjih [1]. Ti omogočajo, da na slikah izluščimo iskane informacije o lastnosti rastlin. Morfološke operacije potrebujejo dva vhodna elementa: sliko in pa strukturni element oziroma t.i. »kernel«. Pri našem preizkušanju sta bili uporabljeni dve osnovni morfološki operaciji: erozija in dilatacija, njuno zaporedje pa tvori dve drugi operaciji: odpiranje in zapiranje.

Erozija, kot že samo ime pove, odnaša določene slikovne elemente. Pri binarnih slikah se to odraža, da kernel, ki potuje skozi sliko spreminja vrednost iz 1 v 0, kadar niso vsi členi kernela enaki 1. Tako zaznanemu objektu odnaša robove.

Dilatacija je obratna operacija od erozije, ki namesto odnašanja robov, same robove razširi. Pri tej operaciji kernel prav tako potuje skozi sliko vendar spremeni vrednost iz 0 v 1 kadar je že samo en člen enak 1.

Operaciji odpiranja in zapiranja se običajno uporabita, kadar v binarnih posnetkih odpravljamo šum. Operaciji določimo tako, da si erozija in dilatacija sledita zaporedoma. Ob zaporedju erozija, dilatacija se tvori odpiranje, v obratnem vrstnem redu pa zapiranje.

V algoritmu so uporabljeni operaciji odpiranja in zapiranja, ki poskrbita da se šum v okolju odstrani, hkrati pa luknje v zaznanem plevelu zapolnijo.

2.2.3 Segmentacija plevela

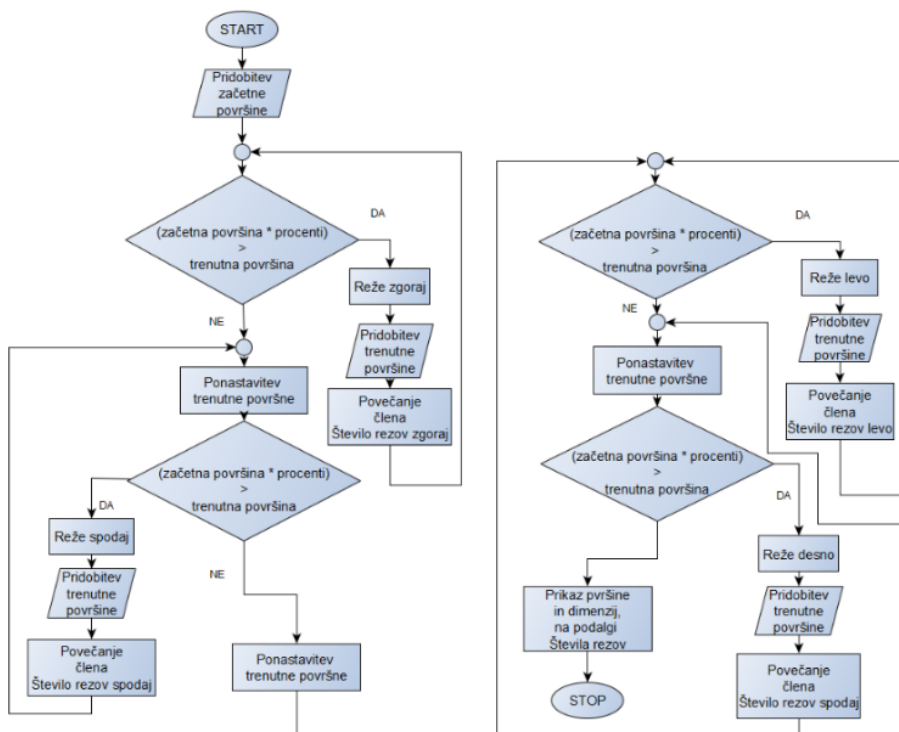
Sledi ločevanje plevela na široko- in ozko-listni plevel. Razvili smo dva algoritma za ločevanje: prvi primerja velikost plevela glede na zaznane površine, drugi pa zmanjšuje površino z izvajanjem erozije.

Oba algoritma sta preprosta, katerih namen je prikaz ideje oziroma enostavnega principa segmentacije, pri čemer se uporabljajo osnovne funkcije, ki niso tako zahtevane. V primeru obeh algoritmov sledimo ideji, da širokolistne rastline proizvedejo večjo količino grupiranih slikovnih elementov, ki zahteva več iteracij obdelave, kar pa pove za kakšen tip rastline gre. V primeru ozkolistne poljščine lahko tako odkrijemo širokolistne plevela ali ravno obratno.

2.2.3.1 Prvi način ločevanja

Pri prvem načinu se primerja velikost plevela z njegovo površino, razmerje med njima pa nam poda vrednost s katere lahko sklepamo, da bo ozkolistni plevel imel manjšo napram širokolistnemu, saj pri isti velikosti plevela bo zaznane površine manj.

Ker oblika plevla, ni vedno simetrična, smo se odločili, da velikost pridobimo z rezanjem slike dokler zaznana površina ni manjša za delež celote vseh potencialnih slikovnih elementov. Tako smo izločili del slike, na katerem rastline ni. To smo izvedli štiri krat za vsako stran posebej, kot prikazuje diagram poteka na sliki 5. Nato smo na podlagi števila rezov z vsake strani, dobili približno velikost plevla, ki pa smo jo na koncu skupaj z zaznano površino izpisali.



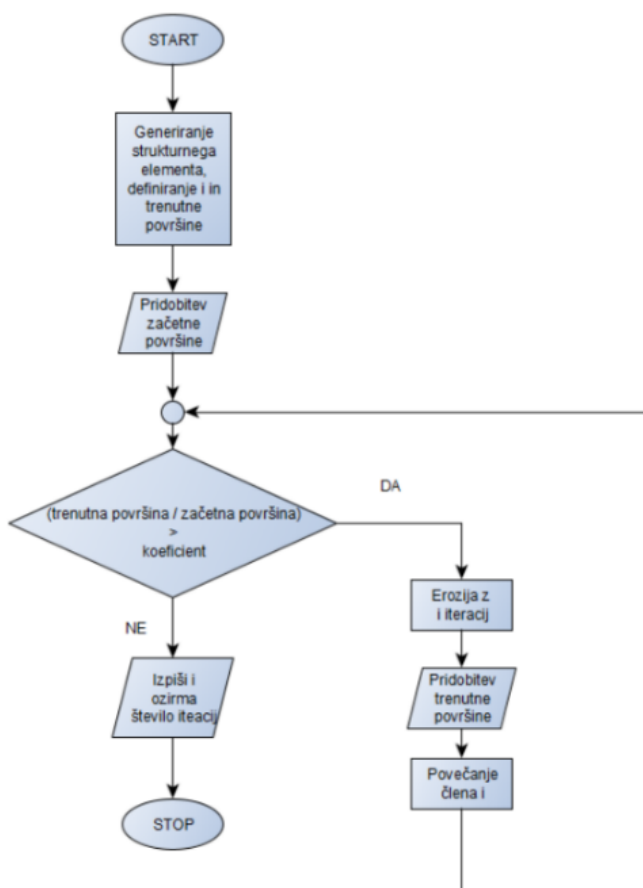
Slika 5: Diagram poteka prvega načina ločevanja

Vir: lasten

2.2.3.2 Drugi način ločevanja

Pri drugem načinu pa je ločevanje temeljilo na ideji, da pri isti površini obeh sort plevla, širokolistni potrebuje več iteracij erozije, da se zaznana površina zmanjša na določeno vrednost.

Algoritem izvaja erozijo, kjer po vsaki iteraciji preveri, če je trenutna površina ulomljena z začetno, manjša od določenega koeficienta oziroma procenta. Na koncu se število potrebnih iteracij izpiše, s čimer bomo kasneje določali vrsto plevela. Diagram poteka je prikazan na sliki 6.



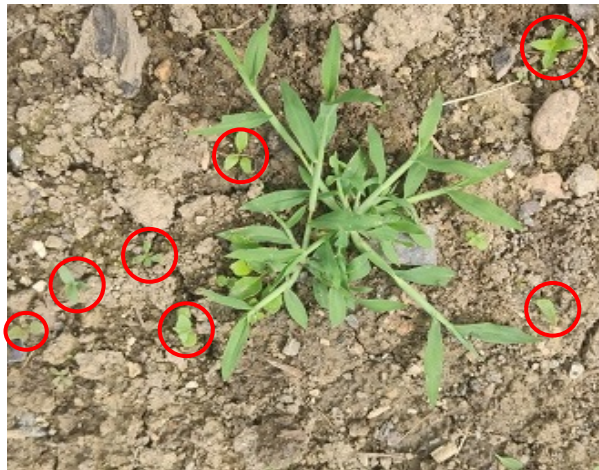
Slika 6: Diagram poteka drugega načina ločevanja

Vir: lasten

Naknadno smo dodali korekcijski faktor, z namenom zmanjšati raztros vrednosti in s tem povečati uspešnost zaznave. Ta ob primeru plevela, ki ima znatno večjo ali manjšo površino, najprej primer plevela sorazmerno zmanjša oziroma poveča in šele nato začne izvajati zgoraj opisan algoritem.

3 Rezultati in ugotovitve

Postopka smo ovrednotili na podlagi 30 naključno izbranih primerov plevela, polovico ozko in drugo polovico široko listnega. Ker gre za prvo fazo raziskovanja tematike zaznave in prepoznave plevela, je potrebno poudariti, da so primeri bili izbrani takšni, da ne prihaja do prekrivanj plevela, hkrati pa, da so lahko prisotne rastline velikosti v rangi 1 cm, kot prikazuje slika 7. Parametri in rezultati primerov plevela so prikazani na tabelah 1 in 2.



Slika 7: Primer plevela, s prisotnostjo manjših rastlin

Vir: lasten

3.1 Rezultati prvega načina ločevanja

Prvi algoritem ločuje plevel na podlagi koeficienta dobljenega iz zaznane površine deljene s povprečjem obeh velikosti maske. Pri tem lahko na uspešnost segmentacije vplivamo s spreminjanjem vrednosti do koliko odstotkov prvotne površine algoritem reže masko.

Najboljši pogoji so doseženi pri rezanju do 98 % prvotne površine, kjer se v povprečju koeficienti ene sorte plevela razlikujejo za 36,5 % od druge sorte. Sam raztros vrednosti pa je velik in sicer, kar 7 primerov širokolistnega plevela ima vrednost koeficienta v območju ozkolistnega plevela. Kar na podlagi danih primerov znaša 53,3 % uspešnost segmentacije široko in 93,3 % ozko – listnega plevela.

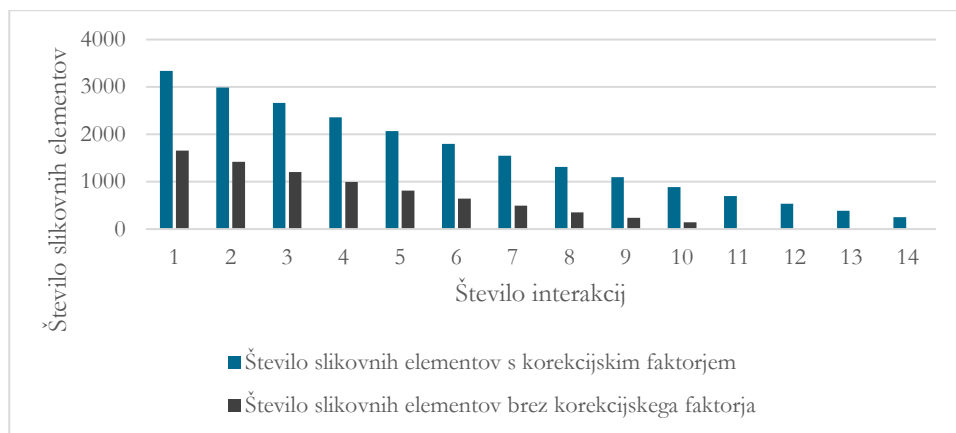
3.2 Rezultati drugega načina ločevanja

Drugi algoritem ločuje plevel na podlagi potrebnega števila iteracij erozije, da dosežemo določeno vrednost začetne zaznave. Pri čemer s spreminjanjem vrednosti začetne zaznave vplivamo na kvaliteto segmentacije.

Ugotovljeno je bilo, da z izvajanjem erozije do 10 % prvotne površine, ozkolistni plevel potrebuje 50 % manj iteracij v primeru širokolistnega. Na podlagi dobljenih rezultatov, prikazanih v tabelah 3.1 in 3.2, se je določila meja pri kateri se loči plevel, ta znaša 14 iteracij. Tako plevel z manj iteracij spada pod ozkolistne medtem, ko z večjim številom spada pod širokolistne. Opazimo lahko, da je raztros vrednosti še posebej velik pri širokolistnem plevelu, vendar pa so te vrednosti raztrošene na dobro stran. V osnovi z drugim načinom ločimo ozkolistni plevel 93,3 % in širokolistni 86,7 % uspešno.

Po vpeljanem korekcijskem faktorju, ki vpliva le na tiste primere, kjer je zaznana površina nad 11 tisoč 750 ali pod 3 tisoč zaznanih slikovnih elementov, se je raztros vrednosti zmanjšal, hkrati pa se je tudi izboljšala segmentacija in sicer sta bili obe vrsti plevela ločeni uspešno v 93,3 %.

Grafikon 1 prikazuje število iteracije 6. primera širokolistnega plevela pred in po korekciji.



Grafikon 1: Prikaz spreminjanja števila slikovnih elementov v odvisnosti od števila interakcij erozije

Vir: lasten

Tabela 1: Rezultati ločevanja ozkolistnega plevela, z rdečo barvo so prikazani napačno določeni primeri

Ozko listnata plevel		Ločevanje po prvem načinu z rezanjem do 98 % prvotne površine				Ločevanje na drugi način z izvajanjem erozije do 10 % prvotne površine	
Št.	Št. slikovnih elementov	Velikost slike po rezanju		Povprežje velikosti	Koefficient	Brez korekcijskega faktorja	S korekcijskim faktorjem
		x	y				
1	5561	224	181	202.5	2.75	9	9
2	2280	58	99	78.5	2.90	10	10
3	14552	193	190	191.5	7.60	18	16
4	4395	93	137	115	3.82	8	8
5	3801	98	110	104	3.65	12	12
6	8689	269	183	226	3.84	9	9
7	1143	293	133	213	0.54	7	13
8	8370	143	209	176	4.76	8	8
9	7876	165	206	185.5	4.25	9	9
10	7288	134	198	166	4.39	8	8
11	4235	187	92	139.5	3.04	13	13
12	10030	191	243	217	4.62	13	13
13	9051	165	239	202	4.48	9	9
14	7872	192	185	188.5	4.18	9	9
15	3381	130	106	118	2.87	7	7
				Povprežje vrednosti	3.8452897	9.933333333	10.2
				Standardni odklon	1.492506	2.939063667	2.569046516

Tabela 2: Rezultati ločevanja širokolistnega plevela, z rdečo barvo so prikazani napačno določeni primeri

Široko listnata plevel		Ločevanje po prvem načinu z rezanjem do 98 % prvotne površine				Ločevanje na drugi način do 10 % prvotne površine	
Št.	Št. slikovnih elementov	Velikost slike po rezanju		Povprežje velikosti	Koefficient	Brez korekcijskega faktorja	S korekcijskim faktorjem
		x	y				
1	2323	67	48	57.5	4.04	15	15
2	3803	86	76	81	4.70	15	15
3	6164	178	205	191.5	3.22	18	18
4	14629	165	167	166	8.81	16	14
5	8558	99	117	108	7.92	20	20
6	1658	67	133	100	1.66	10	14
7	6545	100	97	98.5	6.64	20	20
8	8681	209	253	231	3.76	18	18
9	11196	126	137	131.5	8.51	29	29
10	1273	69	117	93	1.37	9	13
11	7076	183	171	177	4.00	19	19
12	12462	132	169	150.5	8.28	19	19
13	21930	179	161	170	12.90	46	27
14	14368	199	228	213.5	6.73	24	22
15	11005	116	150	133	8.27	17	17
				Povprežje razmerji	6.0544311	19.66666667	18.66666667
				Standardni odklon	3.1559071	8.772250621	4.608480795

4 Zaključek

Del robotiziranih pripomočkov za odstranjevanje plevela zahteva ustrezno programsko podporo, ki napravi sisteme dejansko uporabne. V danem članku tako predstavljamo strojno rešitev in programsko rešitev za zaznavo in odstranjevanje plevela. Programska rešitev vključuje dva različna načina ločevanja koristnih rastlin od plevela. Ta sta bila preizkušena ob uporabi naključnega vzorca posnetkov, kjer pa je potrebno izpostaviti, da so bili vzorci zajeti ob optimalnih pogojih, brez prekrivanja drugih rastlin in takšni, ki prikazujejo pretežno cele rastline. Postopek zaradi tega še ni popolnoma primeren za uporabo v realnih pogojih in predstavlja izhodišče za nadaljnje raziskave.

Povzetek rezultatov kaže, da se drugi algoritem v primerjavi s prvim obnese veliko bolje, saj prvi algoritem, kljub dobri prepoznavi ozkolistnega plevela, skoraj pol širokolistnega plevela določi napačno. Drugi algoritem pa v več kot v 90 % določi uspešno obe sorti plevela, kar kaže na uspešnost delovanja algoritma in daje vzpodbudne rezultate za nadaljnje delo.

Za naslednje korake v smeri izboljšave sistema, ki bi rešitev napravil še bolj natančno in robustno, predlagamo uporabo bolj naprednih metod, kot so opazovanje vzorcev tekstur v slikovnem ali frekvenčnem prostoru, analizo oblik oz. uporabo različnih transformacij, kot je Houghove transformacija za krožnice, s katero bi poudarili delno okroglost širokolistnih plevelov ali pa mogoče uporabo klasifikacije s še naprednejšimi metodami, kot so nevronske mreže.

Literatura

- [1] Farmdok. Preceizno kmetijstvo. Dostopno na : <https://www.farmdok.com/sl/2017/05/27/precizno-kmetijstvo-farmdok-kmetijstvo/> [20.1.2022]
- [2] Naio Technologies. Dostopno na: <https://www.naio-technologies.com/en/home/> [21.1.2022]
- [3] Ecorobotix. AVO. Dostopno na: <https://ecorobotix.com/en/avo/> [25.1.2022]
- [4] Medium, DCVC. John Deere acquires Blue River Technology for \$305 million, bringing full stack AI to agriculture. Dostopno na: <https://medium.com/@dcvc/john-deere-acquires-blue-river-technology-for-305-million-bringing-full-stack-ai-to-agriculture-7ca8c25a5fe1> [25.1.2022]
- [5] Farmbest. Dostopno na: <https://farmbeast.um.si> [5.1.2022]
- [6] Velodyne lidar. Puck. Dostopno na: <https://www.velodynelidar.com/products/puck/> [19.1.2022]
- [7] Michael Margolis, Arduino Cookbook, druga izdaja. O'Reilly Media, Inc, USA, 2012.

- [8] Derek Molloy, *Exploring Raspberry Pi: Interfacing to the Real World with Embedded Linux*, prva izdaja. Wiley 2016.
- [9] Lechler. Axial-flow full cone nozzles for retaining nut, Series 468. Dostopno na: https://www.lechler.com/fileadmin/media/kataloge/pdfs/industrie/katalog/EN/03_vollkegel/lechler_full_cone_nozzles_series_468.pdf [14.1.2022]
- [10] Robert Laganiere. *OpenCV 3 Computer Vision Application Programming Cookbook*, tretja izdaja. Packt Publishing Limited, 2017.
- [11] Morgan Quigley, Brian Gerkey, William D. Smart. *Programming Robots with ROS: A practical Introduction to the Robot Operating System*, prva izdaja. O'Reilly Media, Inc, USA, 2015.
- [12] Lentin Joseph. *ROS Robotics Projects*. Packt Publishing Limited, 2017.
- [13] Gonzales, Rafael C., Woods, Richard E. *Digital Image Processing*, druga izdaja. Prentice Hall, Inc. Upper Saddle River, New Jersey, 2002.

