

Gozdarski inštitut Slovenije
Silva Slovenica

Studia Forestalia Slovenica
Strokovna in znanstvena dela

138

Prognostične osnove za varstvo gozdov Slovenije

Nikica Ogris

Ljubljana 2012

Izdaja / *Issued by*Gozdarski inštitut Slovenije, Založba: *Silva Slovenica*

Večna pot 2, SI-1000 Ljubljana, Slovenija

<http://www.gozdis.si>Uredniški odbor serijske publikacije *Studia forestalia Slovenica* / *Editorial board of serial publication Studia forestalia Slovenica*

prof. dr. dr. h.c. Niko Torelli, doc. dr. Tom Levanič, prof. dr. Hojka Kraigher, dr. Mirko Medved, dr. Nike Krajnc, doc. dr. Bojan

Bučar, prof. dr. Vesna Tišler, prof. dr. Janez Krč, prof. dr. Iztok Winkler, doc. dr. Davorin Kajba, prof. dr. John Kotar, prof. dr.

David E. Hanke, dr. Monika Konnert

Naslov / *Title*

Prognostične osnove za varstvo gozdov Slovenije

*Prognostic fundamentals for forest protection in Slovenia*Avtor / *Author*

Nikica Ogris

Tehnični urednik / *Technical editor*

Nikica Ogris

Oblikovanje naslovnice / *Cover page editing*

Bojan Jurc

Recenzent / *Reviewer*

prof. dr. Maja Jurc

Lektoriranje slovenščine / *Slovene lectorship*

Irena Doljak

Dokumentacijska obdelava / *Indexing, classification and abstracting*

mag. Maja Božič

Tisk / *Print*

Birografika BORI d.o.o.

Število izvodov / *Number of issues*

50

Strokovna in znanstvena dela so referirana v mednarodnih bibliografskih podatkovnih zbirkah: CAB Abstracts, TREECD, AGRIS.

*Abstracts from the journal are comprised in the following international bibliographic databases: CAB Abstracts, TREECD, AGRIS.*Sofinanciranje / *Co-financing*

Izdajo znanstvene monografije je financirala Javna agencija za raziskovalno dejavnost Republike Slovenije v sklopu podoktorskega projekta Razvoj prognostičnih osnov za varstvo gozdov v Sloveniji (Z4-3663).

*The scientific monograph was financed by Slovenian research agency in the frame of postdoc project Development of prognostic fundamentals for forest protection in Slovenia (Z4-3663).*Cena / *Price*

Knjiga je brezplačna.

*Free of charge.*Elektronski izvod / *Electronic issue*Znanstvena monografija je prosto dostopna tudi v digitalnem formatu na naslovu <http://www.zdravgozd.si>*The scientific monograph is freely available also in digital format at <http://www.zdravgozd.si>*

CIP - Kataložni zapis o publikaciji

Narodna in univerzitetna knjižnica, Ljubljana

630*4:519.711(497.4)

OGRIS, Nikica

Prognostične osnove za varstvo gozdov Slovenije / Nikica Ogris.

- Ljubljana : Gozdarski inštitut Slovenije, Založba *Silva Slovenica*, 2012. - (*Studia forestalia Slovenica* : strokovna in znanstvena dela, ISSN 0353-6025 ; 138)

ISBN 978-961-6425-58-2

259778816

KAZALO VSEBINE

Kazalo vsebine	III
Kazalo preglednic	VI
Kazalo slik	VII
Povzetek	IX
Zahvala	XI
1 UVOD	1
2 MODELIRANJE	3
2.1 ELEMENTI MODELIRANJA	3
2.2 POSTOPEK MODELIRANJA	3
2.3 VRSTE MODELOV	5
2.3.1 Modeli na podlagi indeksov	8
2.3.2 Celični avtomati	8
2.3.3 Klasifikacijska in regresijska drevesa	10
2.3.4 Statistični modeli	11
2.4 IZBOR VRSTE MODELA	13
2.5 IZBOR RAVNI KOMPLEKSNOSTI MODELA	13
2.6 IZBOR SPREMENLJIVK V MODELU IN DOLOČANJE KAKOVOSTI PODATKOV ..	15
2.6.1 Ocenjevanje kakovosti prostorskih podatkov	16
2.7 PREVERJANJE	17
2.8 ANALIZA OBČUTLJIVOSTI	17
2.8.1 Pretirano prilagajanje	19
2.9 KALIBRACIJA MODELA	20
2.9.1 Definicija problema kalibracije	21
2.9.2 Izvedba kalibracije	22
2.9.3 Ovrednotenje kalibriranega modela	22
2.10 PREVERJANJE VELJAVNOSTI MODELA	22
2.10.1 Zvezna spremenljivka	23
2.10.2 Diskretna spremenljivka	25
2.10.3 Splošne metode	27
3 METODE ZA SPREMLJANJE STANJA ŠKODLJIVIH BIOTSKIH IN ABIOTSKIH DEJAVNIKOV ZA GOZD	28
3.1 INDUKTIVNE IN DEDUKTIVNE METODE	29
3.2 PROSTORSKA IN ČASOVNA LOČLJIVOST PODATKOV	29
3.3 VZORČENJE	31
3.3.1 Slučajno vzorčenje	31
3.3.2 Neslučajno vzorčenje	32
3.3.3 Mešano vzorčenje	32

3.4 IZBOR VRSTE PODATKOV	33
3.5 MINIMALNA KAKOVOST PODATKOV	34
3.6 METODA ZA OCENITEV ZDRAVJA GOZDA	34
3.7 RAZVOJ METODE SPREMLJANJA STANJA DOLOČENEGA ŠKODLJIVEGA ORGANIZMA ZA IZVEDBO KRATKOROČNE PROGNOZE POJAVLJANJA ŠKODLJIVEGA ORGANIZMA	36
3.8 METODE SPREMLJANJA IZBRANIH ŠKODLJIVIH BIOTSKIH IN ABIOTSKIH DEJAVNIKOV V VARSTVU GOZDOV SLOVENIJE	36
3.8.1 Smrekovi podlubniki	36
3.8.2 Gobar (<i>Lymantria dispar</i> Linnaeus, 1758)	38
3.8.3 Zapredkarice (<i>Cephalcia</i> spp. Panzer)	39
3.8.4 Veter, sneg in žled	40
3.8.5 Onesnažen zrak	41
3.8.6 Ozon	41
3.8.7 Kozlički iz rodu žagovinarjev (<i>Monochamus</i> Dejean, 1821)	42
3.8.8 Javorov rak (<i>Eutypella parasitica</i> R.W. Davidson & R.C. Lorenz, 1938)	42
4 INFORMACIJSKI SISTEM ZA VARSTVO GOZDOV SLOVENIJE	43
4.1 PODATKOVNA ZBIRKA EVG	43
4.1.1 Zbiranje informacij o potrebah uporabnikov	44
4.1.2 Model zbirke	45
4.1.3 Računalniška aplikacija VG	45
4.2 SPLETNI PORTAL	47
4.2.1 Razvoj portala	47
4.2.2 Vsebine portala	47
4.2.3 Priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja	47
4.2.4 Novice iz varstva gozdov	48
4.2.5 Gradivo	48
4.2.6 Splošno iskanje po portalu	49
4.2.7 Prognoze	49
5 PRIMERI MODELOV	50
5.1 OCENA TVEGANJA ZA JAVOROV RAK	50
5.1.1 Namen modela in definicija sistema	50
5.1.2 Spremenljivke in zgradba modela	50
5.1.3 Predpostavke in omejitve modela	50
5.1.4 Kalibracija	51
5.1.5 Ocena veljavnosti	51
5.1.6 Rezultati	51
5.2 DOLGOROČNA NAPOVED POŠKODB SMREKE ZARADI SMREKOVIH PODLUBNIKOV	55
5.2.1 Namen modela in definicija sistema	55
5.2.2 Spremenljivke	55
5.2.3 Model	55
5.2.4 Predpostavke in omejitve modela	56
5.2.5 Ocena veljavnosti	57
5.2.6 Rezultati	57

5.3 POTENCIALNI POJAV POOGLENITVE BUKVE	58
5.3.1 Namen modela in definicija sistema	59
5.3.2 Spremenljivke	59
5.3.3 Model	59
5.3.4 Predpostavke modela	59
5.3.5 Ocena veljavnosti	59
5.3.6 Rezultati	59
5.4 DOLGOROČNA OCENA ZDRAVJA GOZDA	61
5.4.1 Namen modela in definicija sistema	61
5.4.2 Spremenljivke	61
5.4.3 Model	62
5.4.4 Predpostavke in omejitve modela	62
5.4.5 Ocena veljavnosti	62
5.4.6 Rezultati	62
6 VIRI	66
7 PRILOGE	73
7.1 PRILOGA 1: PRIROČNIK ZA DOLOČEVANJE VZROKOV POŠKODB DREVJA	73
7.2 PRILOGA 2: ANKETA	84
7.3 PRILOGA 3: REZULTATI ANKETE	87
7.4 PRILOGA 4: SHEMA PODATKOVNE ZBIRKE EVG	92
7.5 PRILOGA 5: SHEMA PODATKOVNE ZBIRKE SPLETNEGA PORTALA EVG	99
8 STVARNO KAZALO	101

KAZALO PREGLEDNIC

Preglednica 1: Klasifikacija modelov (pari tipov modelov) (Jørgensen in Bendoricchio, 2001)	6
Preglednica 2: Razvrstitev modelov glede na elemente motenj v gozdnem ekosistemu (Seidl in sod., 2011).....	7
Preglednica 3: Nelinearne regresije, katerih funkcije lahko s transformacijo lineariziramo (Kotar, 2003).....	12
Preglednica 4: Pregled vrste modelov in kriterijev izbora (Jørgensen in Bendoricchio, 2001)	13
Preglednica 5: Možni izidi pri modelnih vrednosti diskretne spremenljivke (Witten in Frank, 2005)	25
Preglednica 6: Prostorske enote v gozdarskem informacijskem sistemu – njihovo število in povprečna površina v letu 2010 (GOZDF, 2010; GOZDSES, 2010)	29
Preglednica 7: Kritično število jajc gobarja na posameznem deblu (Vasić, 1981, cit. po Tropin, 1965).....	39
Preglednica 8: Kritično število gosenic gobarja na deblo (Vasić, 1981, cit. to Androić)	39
Preglednica 9: Uteži, ki smo jih priredili spremenljivkam v modelu nevarnosti širjenja <i>Eutypella parasitica</i> , ki so rangirani od 2 do 6, tj. od najmanjšega do največjega pomena (Ogris in sod., 2007).....	50
Preglednica 10: Intervali za spremenljivke in prirejeni rangi v modelu nevarnosti širjenja <i>Eutypella parasitica</i> , ki so rangirani od 0 do 5, tj. od najmanj do najbolj ugodnih razmer za širjenja patogena (Ogris in sod., 2007).	50
Preglednica 11: Površine po vseh stopnjah tveganja zaradi glive <i>Eutypella parasitica</i> v vseh GGO v Sloveniji (v km ² in % površine GGO)	52
Preglednica 12: Statistika površin po vseh stopnjah tveganja (km ²).....	53

KAZALO SLIK

Slika 1: Shema osnovnih elementov za izvajanje prognoz v varstvu gozdov v Sloveniji	1
Slika 2: Shema postopka modeliranja (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).....	4
Slika 3: Razvojni krog modela in pomembne tehnologije (Banks, 2010)	5
Slika 4: Splošen, procesno orientiran okvir za modeliranje naravnih motenj v gozdnem ekosistemu 7	
Slika 5: Vrste sosedstva med celicami v primeru dvodimenzionalne kvadratne mreže	9
Slika 6: Hipotetičen odnos med negotovostjo in kompleksnostjo modela. Negotovost je določena z občutljivostjo in napako modela (Snowling in Kramer, 2001).....	14
Slika 7: Kombinacije načinov vzorčenja in metod za oceno občutljivosti (Lilburne in Tarantola, 2009).....	18
Slika 8: Diagram postopka kalibracije (Janssen in Heuberger, 1995)	21
Slika 9: Primer grafa ROC (Fawcett, 2004).....	26
Slika 10: Prostorska in časovna ločljivost podmodelov, ki gradijo kompleksen model (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).....	30
Slika 11: Vrste vzorčenja	31
Slika 12: Postopek ekološkega modeliranja za presojo zdravja ekosistema (Jørgensen in sod., 2005)	35
Slika 13: Postopek izračuna indeksa zdravja ekosistema (Jørgensen in sod., 2005)	36
Slika 14: Shema povezav med podatkovnimi zbirkami v sistemu EVG.....	44
Slika 15: Ocena tveganja zaradi okužbe z <i>Eutypella parasitica</i> v Sloveniji.....	52
Slika 16: Ocene tveganja zaradi glive <i>Eutypella parasitica</i> v Sloveniji za tri različne scenarije podnebnih sprememb (MIN, AVG in MAX) ter za dve obdobji (2021–2050 in 2071–2100).54	
Slika 17: Regresijsko drevo za sanitarni posek smreke zaradi smrekovih podlubnikov v Sloveniji .56	
Slika 18: Napovedi modela za potencialno sanitarno sečnjo smreke zaradi podlubnikov v Mariborski podnebni regiji za tri scenarije podnebnih sprememb v obdobju 1990–2100	57
Slika 19: Karta napovedi za sanitarno sečno smreke zaradi podlubnikov za obdobje 2071–2100 in scenarij B podnebnih sprememb v Mariborski podnebni regiji.....	58
Slika 20: Delež potencialno poškodovanih bukovih gozdov zaradi <i>Biscogniauxia nummularia</i> v obdobju 2000–2100 v treh scenarijih podnebnih sprememb	60
Slika 21: Potencialno ustrezni klimatski pogoji za pooglenitev bukve v obdobju 2071–2100 in treh scenarijih podnebnih sprememb	61
Slika 22: Porezano regresijsko drevo za ocenitev potencialne sanitarne sečnje v Sloveniji (Ogris, 2007; izvorna regresijska drevesa so dostopna na ogled pri avtorju).....	63
Slika 23: Projekcije gibanja potencialnih površin, kjer se lahko zgodi sanitarna sečnja v Sloveniji; za tri scenarije podnebnih sprememb in obdobje 1981–2100.....	63
Slika 24: Prostorski razpored potencialne sanitarne sečnje v Sloveniji; dejanski posek in posek kot ga napove model za obdobje 1995–2005; za scenarij B podnebnih sprememb v treh obdobjih, tj. 2031–2040, 2061–2070, 2091–2100	64

POVZETEK

Prognozo v varstvu gozdov največkrat izvršimo s pomočjo modela. Razviti model je samo eden od predpogojev za izvajanje prognoz v varstvu gozdov. Prognostične osnove za varstvo gozdov zajemajo: spremljanje stanja gozdu škodljivih dejavnikov, prognostični model, prognozo in informacijski sistem. Cilj raziskav je bil razviti in vzpostaviti vse enote prognostičnih osnov za varstvo gozdov v Sloveniji. Spremljanje stanja gozdu škodljivih dejavnikov predstavlja prvi pogoj pri izvajanju prognoze in zagotovi podatke. Brez podatkov in opazovanj odvisne in neodvisnih spremenljivk modela ne moremo razviti. Vhodni podatki za model morajo biti zbrani po določeni metodi in standardu, ki zagotavljata minimalno kakovost in s tem zanesljivost rezultatov modela. Zbiranje podatkov poteka po enotnem obrazcu, ki ga določa elektronski informacijski sistem za varstvo gozdov. Zbrani podatki nam omogočajo razvoj modela, ki praviloma poteka po ustaljenih korakih, opisanih v monografiji. Za namene elektronskega informacijskega sistema za varstvo gozdov, ki povezuje vse enote prognostičnih osnov, smo razvili in vzpostavili spletni portal (www.zdravgozd.si) in osrednjo podatkovno zbirko za varstvo gozdov v Sloveniji. Spletni portal predstavlja javno informacijsko središče za varstvo gozdov, osrednja podatkovna zbirka pa predstavlja osrednje skladišče podatkov za varstvo gozdov v Sloveniji, do katere je dostop omejen. Osrednjo podatkovno zbirko urejamo z aplikacijo VG, ki smo jo razvili v okviru naše raziskave. Z aplikacijo VG zbiramo podatke, določene z metodami spremljanja stanja gozdu škodljivih dejavnikov. Tako zbrani podatki predstavljajo osnovo za razvoj in izvršitev prognostičnih modelov v varstvu gozdov. V monografiji podajamo metode spremljanja izbranih škodljivih dejavnikov: smrekovi podlubniki, gobar, zapredkarice, veter, sneg, žled, onesnažen zrak, ozon, žagovinarji, javorov rak. Sledijo primeri modelov in njihove prognoze: ocena tveganja za javorov rak, dolgoročna napoved poškodb smreke zaradi smrekovih podlubnikov, potencialni pojav pooglenitve bukve, dolgoročna ocena zdravja gozda. Z raziskovalno nalogo smo vzpostavili informacijsko središče za varstvo gozdov v Sloveniji in razvili osnove za izvrševanje prognoz v varstvu gozdov. Vse to predstavlja osnovo za modeliranje in napovedovanje škodljivih biotskih in škodljivih abiotskih dejavnikov v gozdovih Slovenije.

Ključne besede: prognoza, model, simulacija, napoved, informacijski sistem, metoda spremljanja

ABSTRACT

Prognosis in forest protection is usually done with a model. The model is just one of the prerequisite for prognosis in forest protection. Prognostic fundamentals for forest protection in Slovenia consist of following units: monitoring of harmful factors for forest, model, prognosis and information system. The research goal was to establish all the units for prognostic fundamentals for forest protection in Slovenia. Monitoring methods for harmful factors for forest ensure first prerequisite for prognosis, i.e. data. Without data and observations of dependent and independent variables we cannot develop a model. Data must be collected according to predefined method meeting specific standards that assure minimal data quality and lowers uncertainty of the model. Therefore, data collection must be carried out in unified form that is defined with electronic system for forest protection. When all needed data is collected, we can run a simulation or begin with model development. Model development usually follows predefined steps which are described in this book. Electronic information system for forest protection in Slovenia connects all units of prognostic fundamentals. The system is built up from two units: internet portal and central database for forest protection in Slovenia. We developed internet portal for forest protection in Slovenia (www.zdravgozd.si) which represents public informational centre for forest protection. The central database is a central data warehouse for forest protection in Slovenia. It is managed by computer application for forest protection VG which we developed in the frame of our research. The access to central database is limited. Application VG is used for data collection which is defined with monitoring methods for harmful factors for forest. The collected data in this way is the basis for model development and simulations in forest protection. In this book we describe monitoring methods for selected harmful factors for forest: spruce bark beetles, Gypsy moth, *Cephalcia* spp., wind, snow, ice, polluted air, ozone, *Monochamus* spp., Eutypella canker of maple. In the last part of the book we describe examples of models and their prognoses: risk assessment for Eutypella canker of maple, long-term prognosis of damages done to spruce because of spruce bark beetles, potential occurrence of strip-cankering of beech, long-term assessment of forest health in Slovenia. With the research described in this book we established informational centre for forest protection in Slovenia and we developed all units of prognostic fundamentals for forest protection in Slovenia. This is the fundamental for modelling and prognosis of harmful biotic and abiotic factors in forests of Slovenia.

Key words: prognosis, model, simulation, forecast, informational system, monitoring methods

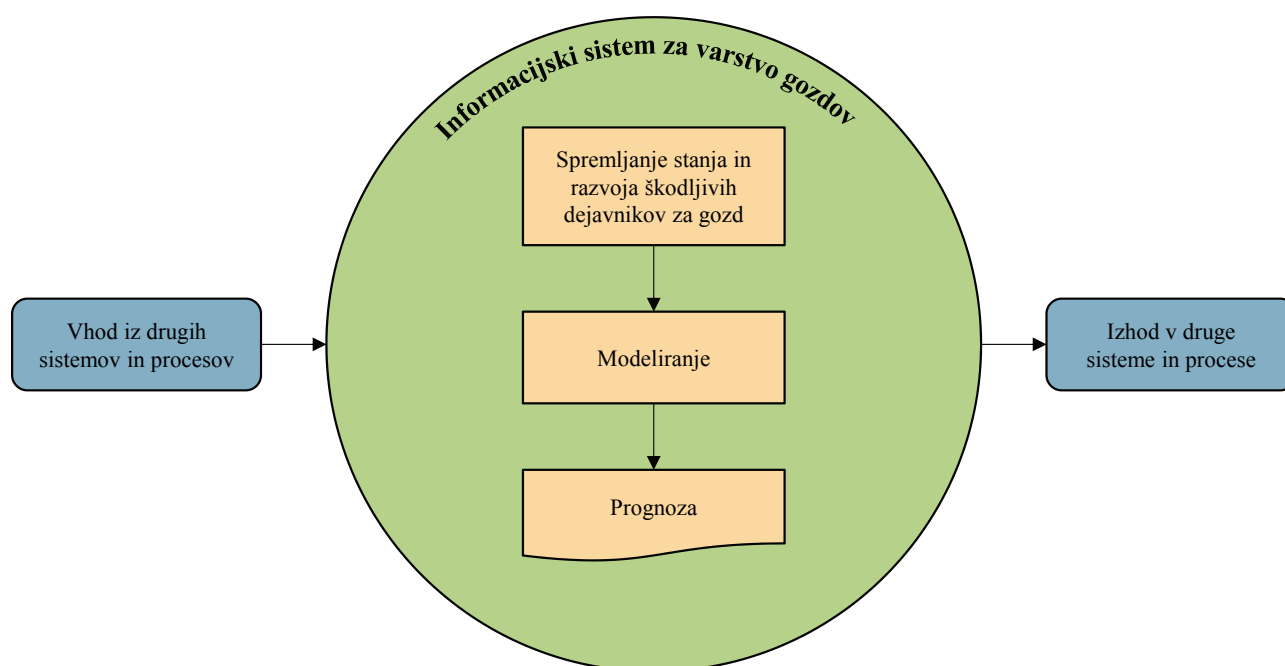
ZAHVALA

Monografija je nastala v okviru podoktorskega projekta Razvoj prognostičnih osnov za varstvo gozdov v Sloveniji (Z4-3663), ki ga je financirala Javna agencija za raziskovalno dejavnost Republike Slovenije. Razvoj elektronskega sistema za varstvo gozdov Slovenije je podprlo tudi Ministrstvo za kmetijstvo, gozdarstvo in prehrano v sklopu javne gozdarske službe na Gozdarskem inštitutu Slovenije, usmerjanje in strokovno vodenje Poročevalske prognostično-diagnostične službe za gozdove. Zahvaljujemo se tudi Programski skupini za gozdno biologijo, ekologijo in tehnologijo (0404-003), pod katero je potekal zgoraj navedeni projekt. Za oblikovanje predloge za portal varstvo gozdov Slovenije se zahvaljujem Bojanu Jurcu. Zahvaljujem se Upravi Republike Slovenije za zaščito in reševanje za sodelovanje pri vzpostavitvi obojestranske povezave med sistemoma SPIN in EVG. Iskreno se zahvaljujem tudi Zavodu za gozdove Slovenije za sodelovanje in predloge izboljšav v elektronskem sistemu za varstvo gozdov.

1 UVOD

Prognoza v varstvu gozdov se največkrat izvaja s pomočjo že razvitega modela. Model je poenostavitev realnosti in nikoli ne vključuje vseh lastnosti sistema, kajti potem bi model postal sistem sam (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Pomembno je, da model vključuje ključne lastnosti sistema za rešitev postavljenega problema. Obstaja mnogo vrst modelov, vendar postopek za razvoj katerekoli vrste modela je vedno enak. Postopek ima več korakov. Vsak korak je ključen pri razvoju modela in mu moramo posvetiti največjo pozornost. Kljub temu en korak pri razvoju modela izstopa, ker je prvi predpogoj za razvoj modela. To so podatki. Brez podatkov, znanja in opazovanj tako odvisne kakor neodvisnih spremenljivk modela ne moremo razviti. Podatki morajo biti zbrani po določeni metodi in standardu, ki zagotavlja minimalno kakovost podatkov, saj je zanesljivost rezultatov modela v prvi vrsti odvisna od kakovosti vhodnih podatkov. Če podatke zbira več ljudi, je standardizirana metoda še toliko pomembnejša, kar je najenostavnejše rešljivo z ustreznim elektronskim informacijskim sistemom, v katerem zbiranje podatkov poteka po enotnem obrazcu.

Osrednji del varstva gozdov v Sloveniji predstavlja Poročevalska, prognostično-diagnostična služba za gozdove (PPD), ki je del javne gozdarske službe (Jurc D., 2006). PPD-služba je bila ustanovljena z Zakonom o gozdovih (1993). Vodi in usmerja jo Gozdarski inštitut Slovenije (GIS). Njen glavni izvajalec je Zavod za gozdove Slovenije (ZGS). Njene naloge so določene v Pravilniku o varstvu gozdov (2009).



Slika 1: Shema osnovnih elementov za izvajanje prognoz v varstvu gozdov v Sloveniji

Naloge službe PPD so:

- spremljanje stanja in razvoja biotskih in abiotskih dejavnikov, ki so ali lahko postanejo škodljivi za gozd kot ekosistem;
- ugotavljanje neznanih škodljivih pojavov;
- predlaganje vrst škodljivih organizmov, ki se redno spremljajo;
- napovedovanje pričakovanih škodljivih pojavov večjih razsežnosti;
- priprava strokovnih navodil;
- načrtovanje in zagotavljanje izvajanja ukrepov za preprečevanje škodljivih pojavov;
- poročanje o škodljivih pojava.

Prognostični del PPD-službe ni nikoli zaživel. Poglavitni vzrok za to je nevzpostavljen ustrezeni informacijski sistem. Delujoč in zanesljiv informacijski sistem, ki nudi tako aktualne kot arhivske podatke, je podlaga za katerokoli prognostično metodo. Vendar je informacijski sistem samo eden od predpogojev za izvajanje prognoz v varstvu gozdov. Prognostične osnove za varstvo gozdov v Sloveniji zajemajo naslednje dele (slika 1):

- metode za spremljanje stanja biotskih in abiotskih dejavnikov, ki so ali lahko postanejo gozdu škodljivi,
- standardni operativni postopki za razvoj prognostičnih modelov v varstvu gozdov v Sloveniji (modeliranje),
- prognoza na podlagi razvitega modela,
- informacijski sistem,
- povezanost z drugimi informacijskimi sistemi (vhodi in izhodi).

2 MODELIRANJE

Model je poenostavljena podoba resničnosti in pomeni orodje za reševanje problemov (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Model ne bo nikoli vseboval vseh lastnosti nekega obstoječega sistema, ker bi bil potem že sam obstoječ sistem. Toda pomembno je, da model vsebuje značilne lastnosti, ki so bistvene za problem, ki ga želimo rešiti oz. opisati. Z modeli poskušamo simulirati procese in lastnosti, ki sestavljajo sistem. Cilj je razumeti procese in napovedati učinke sprememb in interakcij. Posnemanje sistema dosežemo z opisom sistema v pomenu temeljnih načel delovanja. Zato modele lahko štejeemo kot serije enačb, ki izražajo zakone v obravnavanem sistemu.

Zaradi več razlogov morajo biti modeli poenostavitev realnega sveta. V gozdnem ekosistemu so procesi kompleksni, med njimi potekajo interakcije in povratne povezave, zato je pri modeliranju takšnega ekosistema vedno vključeno veliko računanja ne glede na problem, ki ga model poskuša rešiti ali pojasnjevati. Rešitve se začnejo z nekim začetnim stanjem in raziskujejo učinke sprememb v določeni komponenti gozdnega ekosistema. Mejni pogoji so določeni iz merjenih podatkov ali iz drugih simulacij. Taki podatki so redko popolni ali dovolj natančni, zato so rezultati, ki jih dajejo modeli, vedno negotovi (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).

Model se vedno razvije za izpolnjevanje določenega namena in doseganje izbranega cilja, tj. pojasnjevanje določenega problema. Vse v modelu je podrejeno njegovemu namenu, npr. kompleksnost, število vključenih spremenljivk, prostorska in časovna ločljivost. Zaradi sposobnosti modelov, da simulirajo različne procese, je z njimi mogoče napovedovati, kako bi se določen proces razvijal ob izbranih vhodnih pogojih. Rezultat je sicer bolj ali manj verjeten, uporaba modelov pa je pomembna zaradi pridobivanja koristnih informacij in novega znanja (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).

Obstaja razlika med pojmom model in simulacija. Model je poenostavljena podoba resničnosti, pojem simulacija pa se nanaša na zagon ali izvršitev modela (Banks, 2010).

Model predstavlja osrednji del prognostičnih osnov za varstvo gozdov. Z izvršitvijo modela pridobimo prognozo oz. simulacijo, kar je cilj in rezultat procesa napovedovanja.

2.1 ELEMENTI MODELIRANJA

Ekološki model je sestavljen iz petih komponent (Jørgensen in Bendoricchio, 2001):

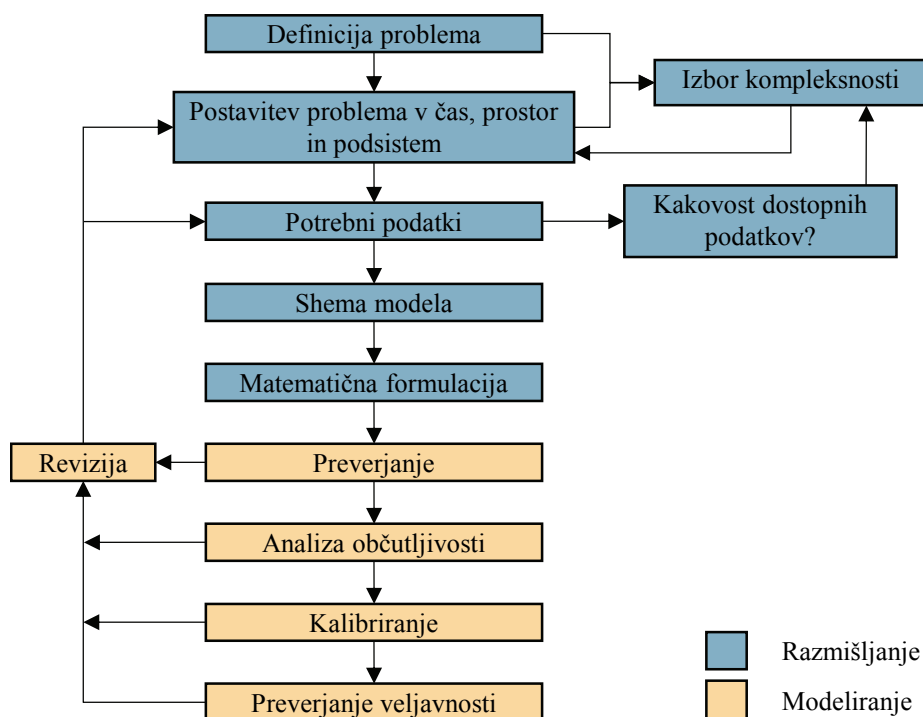
1. Funkcije ali zunanje spremenljivke, ki vplivajo na stanje ekosistema od zunaj.
2. Spremenljivke stanja, ki opisujejo stanje ekosistema.
3. Biološki, kemični in fizikalni procesi v ekosistemu so v modelu predstavljeni s pomočjo matematičnih enačb. Le-te podajajo odvisnosti med funkcijami in spremenljivkami, ki opisujejo stanje ekosistema.
4. Matematična predstavitev procesov v ekosistemu vsebuje koeficiente ali parametre. Parametri lahko veljajo za konstante za določen ekosistem ali del ekosistema. Parametre moramo preveriti s kalibracijo.
5. Večina modelov vsebuje tudi splošne konstante.

2.2 POSTOPEK MODELIRANJA

Postopek modeliranja praviloma poteka po naslednjih korakih (slika 2) (Jørgensen in Bendoricchio, 2001):

1. Natančno opredelimo problem in namen modela.
2. Definiramo sistem in njegove robne pogoje (problem postavimo v čas, prostor in podsistem).
3. Naredimo seznam potrebnih podatkov in ugotovimo, kakšna je kakovost dostopnih podatkov, ter izberemo kompleksnost modela glede na njegov namen.

4. Narišemo shemo modela.
5. Problem matematično formuliramo.
6. Preverimo model (odprava logičnih napak).
7. Določimo občutljivost modela (prilagajanje natančnosti vhodnih podatkov modelu, popravljajanje zvez v modelu).
8. Kalibriramo in preverimo veljavnosti modela (uporabimo realne vhodne podatke, za katere poznamo rezultate vnaprej).



Slika 2: Shema postopka modeliranja (Jørgensen in Bendoricchio, 2001)

Razvoj modela lahko razdelimo v štiri faze (slika 3). Vsaka faza je odvisna od drugačnega nabora podpornih tehnologij (Banks, 2010):

1. faza modela = tehnologije modeliranja,
2. faza programiranja = razvojne tehnologije,
3. faza izvršitve (zagona) = računalniške tehnologije,
4. faza analize = informacijske tehnologije.

Tehnologije modeliranja

Za razvoj modela potrebujemo podatke, znanje in razumevanje sistema, ki ga bo model posnemal. Različne sisteme modeliramo s pomočjo različnih tipov modelov in načinov modeliranja. Modelar mora poznati in razumeti različne načine modeliranja in različne vrste modelov. Samo tako lahko izbere primeren način modeliranja in vrsto modela glede na sistem, ki ga želi posnemati.

Razvojne tehnologije

Razvoj modela vključuje razvoj računalniških programov – programiranje. Napisati moramo računalniško kodo, ki predstavlja algoritme, matematične enačbe in logične operacije. V tej fazi uporabljamo orodja in načela razvoja programske opreme. Posledično se moramo zavedati učinkovitosti implementacije, zato moramo upoštevati načela projektnega upravljanja.

Računalniške tehnologije

Simulacija je naslednja faza v razvoju modela, kjer izvršujemo (zaganjamo) razvit model. Rezultat faze izvršitve so podatki, napovedi modela. Preproste modele lahko zaganjamo na osebnih

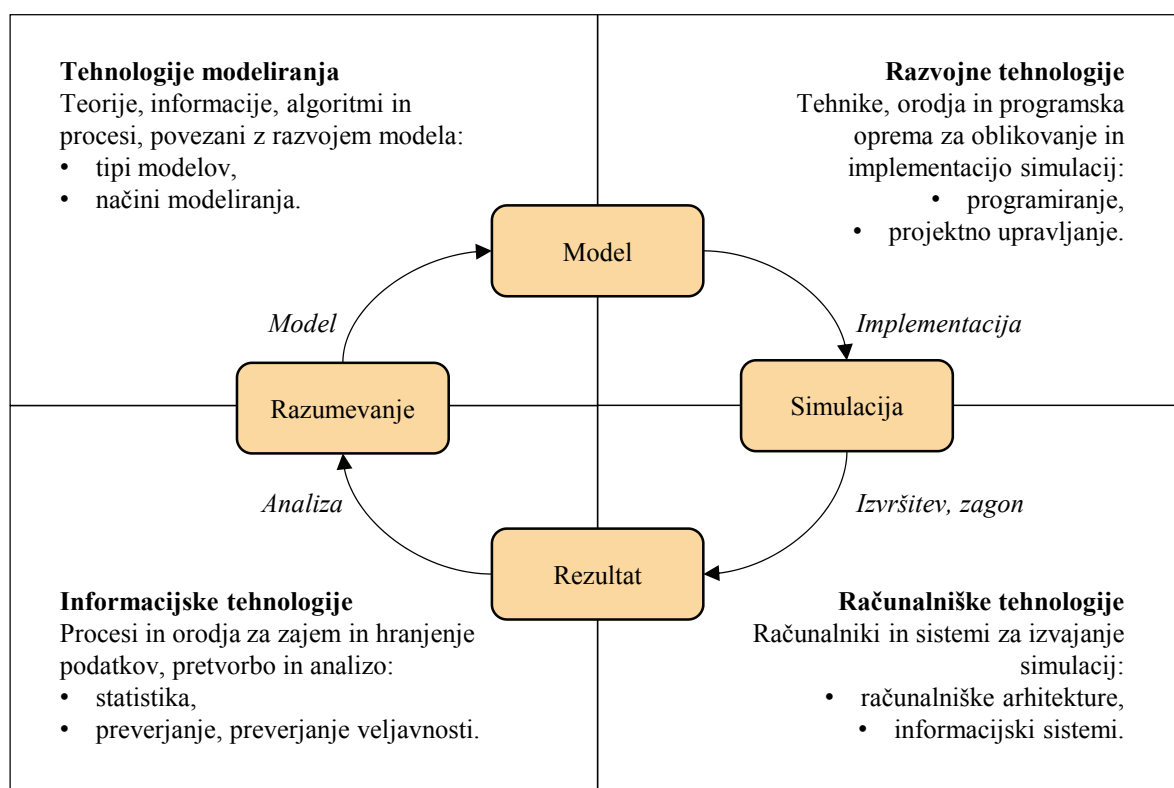
računalnikih. Pri kompleksnejših modelih je treba imeti večprocesorske sisteme, kjer so posamezne enote povezane s hitro računalniško mrežo. Pri implementaciji kompleksnejšega modela moramo imeti še znanje o računalniških arhitekturah, računalniških mrežah in porazdeljenih računalniških gručah.

Informacijske tehnologije

V tej fazi analiziramo rezultate simulacije modela, pri čemer se osredotočimo na namen modela. Vsak model vključuje negotovost in variabilnost v vhodnih in izhodnih podatkih, zato analizo podatkov izvedemo s pomočjo statističnih metod.

Razvoj modela je postopek, ki ga večkrat ponovimo in vključuje povratne zveze (slika 2, slika 3). Prva ponovitev navadno poda informacije o spremembi modela v določenem koraku. Postopek ponavljamo, dokler model ne posnema modeliranega sistema dovolj dobro.

Stalno preverjanje je del razvoja modela. Preverjanje veljavnosti modela zagotavlja, da model predstavlja sistem v tolikšni meri, da zadovolji njegov namen.



Slika 3: Razvojni krog modela in pomembne tehnologije (Banks, 2010)

2.3 VRSTE MODELOV

Vrste modelov v tehničnem smislu lahko razvrstimo na način, kot prikazuje preglednica 1:

- Raziskovalni in upravljalni modeli se delijo na podlagi uporabe.
- Naslednji par so deterministični in stohastični modeli. Stohastični modeli vsebujejo stohastične vhode v model in naključne napake v meritvah parametrov. Če predpostavljamo, da so stohastični vhodi in naključne napake enake nič, se stohastični model reducira na deterministični model. Deterministični model predpostavlja, da so prihodnji odzivi sistema popolnoma določeni s trenutnim znanjem in prihodnjimi merjenimi vhodi v model.

- Predelni in matrični modeli se ločijo po shemi modela, kjer predelni modeli vsebujejo ločene predele, ki so povezani med seboj, matrični pa imajo le en predel. Obravnavani vrsti modelov lahko ločimo tudi glede na matematično formulacijo, ki je označena v preglednici.
- Redukcionistični in celostni modeli se ločijo glede na razliko v znanstveni ideji v ozadju modela. Redukcionistični modeli vključujejo čim več podrobnosti sistema, s katerimi poskuša opisati obnašanje modela. Celostni modeli poskušajo opisati delovanje sistema s splošnimi zakonitostmi. Celostni model predvideva, da ima sistem dodatne lastnosti, ker so njegove podenote povezane v celoto.
- Dinamični modeli uporabljajo diferencialne enačbe, s katerimi opisujejo odziv sistema na zunanje dejavnike. Diferencialne enačbe prikazujejo spremembe stanja v času. Določeno stanje sistema ustreza primeru, ko so vsi odvodi diferencialnih enačb enaki nič. Statičen model lahko opišemo kot določeno stanje sistema v določenem trenutku in je reduciran na algebrske enačbe.
- Porazdelitveni modeli obravnavajo spremenljivke modela v času in prostoru. Modeli gruč so navadno sestavljeni iz navadnih diferencialnih enačb, porazdelitveni modeli pa iz parcialnih diferencialnih enačb.
- V vzročnih modelih so stanja povezana z vhodi, z drugimi stanji in z izhodi iz sistema. Model črne skrinjice opisuje samo, kako vhodi vplivajo na izhode sistema. Vzročni modeli opisujejo notranji mehanizem obnašanja sistema. Modeli črne skrinjice pa obravnavajo samo tisto, kar se lahko izmeri: vhode in izhode sistema.

Preglednica 1: Klasifikacija modelov (pari tipov modelov) (Jørgensen in Bendoricchio, 2001)

Tipi modelov	Glavna lastnost
raziskovalni modeli	uporabljeni kot raziskovalno orodje
upravljalni modeli	uporabljeni kot pripomoček pri upravljanju
deterministični modeli	napovedane vrednosti so natančno izračunane
stohastični modeli	napovedane vrednosti so odvisne od verjetnostne porazdelitve
predelni modeli	spremenljivke, ki določajo sistem, so kvantificirane s časovno odvisnimi diferencialnimi enačbami
matrični modeli	uprabljajo matrike v matematični formulaciji
redukcionistični modeli	vsebujejo toliko relevantnih podrobnosti, kot je to mogoče
celostni modeli	uprabljajo splošne zakonitosti
statični modeli	spremenljivke, ki določajo sistem, niso odvisne od časa
dinamični modeli	spremenljivke, ki določajo sistem, so funkcije časa (in navadno tudi prostora)
porazdelitveni modeli	parametri so funkcije časa in prostora
modeli gruč	parametri so v določenih prostorskih lokacijah in znotraj določenega časa obravnavani kot konstante
linearni modeli	uporabljeni so polinomi prve stopnje
nelinearni modeli	model vsebuje eno ali več enačb, ki ni polinom prve stopnje
vzročni modeli	vhodi, stanja in izhodi modela so povezani med sabo s preprostimi relacijami
modeli črne skrinjice	vhodi vplivajo le na izhode, vzročnost ni potrebna
avtonomni modeli	izpeljanke niso eksplicitno odvisne od neodvisne spremenljivke
neavtonomni modeli	izpeljanke so eksplicitno odvisne od neodvisne spremenljivke

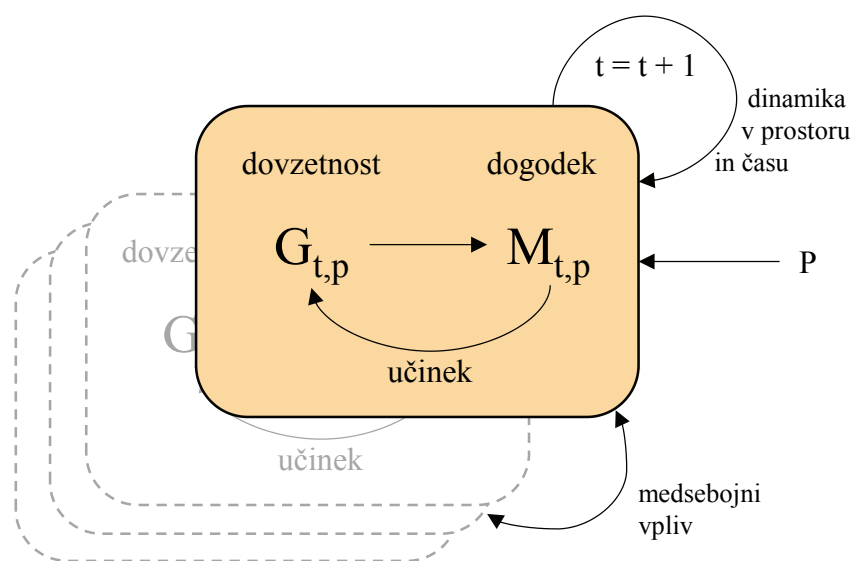
Modele, ki jih uporabljamo v varstvu gozdov, lahko razvrstimo glede na vrsto analize motenj, ki sta jih razvila White in Pickett (1985), tj. naslednjih elementov motenj: dovzetnost, dogodek, učinek,

dinamika v prostoru in času ter medsebojni vpliv (preglednica 2). Slednje elemente motenj so Seidl in sod. (2011) povezali v okvir za modeliranje naravnih motenj v gozdu (slika 4).

Motnje so sestavni del življenja gozda, njegovih sukcesijskih procesov in so gibalo dinamičnosti njegovega ravnotežja (Anko, 1993). Motnja pomeni stres za gozd, ki zmanjšuje plastičnost gozdnega ekosistema za gozdnogospodarske ukrepe, katerih cilj je oblikovanje mnogonamenskega gozda (Anko, 1993). Motnje močno vplivajo na zgradbo in funkcijo gozdnega ekosistema (Franklin in sod., 2002). Motnje po številu vpletenih dejavnikov delimo na enostavne in kompleksne (Anko, 1993). Enostavne motnje povzroči en dejavnik, kompleksne motnje pa nastopajo kot rezultanta medsebojnega delovanja (aditivnega, sinergističnega, redkeje antagnoističnega) posameznih agensov motnje.

Preglednica 2: Razvrstitev modelov glede na elemente motenj v gozdnem ekosistemu (Seidl in sod., 2011)

Kompleksnost	Element motnje	Modeli	Kazalci motnje
enostavne motnje	dovzetnost	dovzetnost gozda, tj. pomanjkanje odpornosti na motnjo	frekvenca, pogostost, napoved
	dogodek	občutljivost povzročitelja motnje na njegovo okolico (npr. na podnebje, na antagoniste), prožilni elementi, gostota populacije	frekvenca, pogostost, napoved
	učinek	učinki na zgradbo, funkcijo in prostorsko razširjenost gozda	velikost, intenziteta, jakost
kompleksne motnje	dinamika v prostoru in času	širjenje na ravni pokrajine, korelacija, povratne zanke, vzorci pokrajine	razširjenost
	medsebojni vpliv	sinergizem, kompeticija, antagonizem med povzročitelji motenj	sinergija



Slika 4: Splošen, procesno orientiran okvir za modeliranje naravnih motenj v gozdnem ekosistemu. Notranji del okvira označuje posamezno motnjo za določen moteč dejavnik v času (t) in prostoru (p). Zunaj okvira so elementi režima motnje pokrajine (P), tj. dinamika v prostoru in času in medsebojni vpliv med drugimi motečimi dejavniki. G = gozd, M = moteč dejavnik, p = prostor, lokacija, t = čas, P = pokrajina (Seidl in sod., 2011).

Modeliramo lahko enostavne ali kompleksne motnje. Če modeliramo posamezno vrsto motnje, se lahko osredotočimo na dovzetnost gozda na motnjo, pojavljanje dogodka (motnje) v času in prostoru ali na učinek motnje na gozd. Če modeliramo integriran režim motenj (kompleksne motnje), se lahko osredotočimo na dinamiko v prostoru in času posamezne motnje ali na medsebojni vpliv med motečimi dejavniki. Takšna razvrstitev modelov je za prognostične osnove za varstvo gozdov najustreznejša, ker omogoča proučevanje motenj, ukrepanje v zvezi z njimi,

odkriva vzročno-posledične povezave. Iz takšne razvrstitve modelov lahko neposredno razberemo namen in cilj modela.

2.3.1 Modeli na podlagi indeksov

Modele na podlagi indeksov uvrščamo v skupino empiričnih modelov in imajo sposobnost napovedovanja odvisne spremenljivke v prostoru. Modeli te vrste uporabljajo podatke iz raziskav in izvedenska mnenja, s pomočjo katerih določimo pomembnost neodvisnih spremenljivk. Pred uporabo modela na podlagi indeksa moramo vsaki neodvisni spremenljivki:

- prirediti utež, ki določa vpliv na odvisno spremenljivko,
- razdeliti vrednosti neodvisnih spremenljivk na intervale,
- določiti range intervalov glede na njihov vpliv na odvisno spremenljivko.

Uteži in rangi spremenljivk temeljijo na terenskih in laboratorijskih študijah ali izvedenskih mnenjih. Enačba modela je preprosta vsota produktov vseh rangov spremenljivk z njihovimi utežmi, ki jih delimo z vsoto uteži:

$$\bar{S} = \frac{\sum_i^n W_i R_{ij}}{\sum_i^n W_i} \quad (1),$$

kjer je \bar{S} odvisna spremenljivka v modelu in se nanaša na prostorsko enoto v modelu, W_i je utež neodvisne spremenljivke i , R_{ij} je rang za vrednost intervala j pri neodvisni spremenljivki i v določeni prostorski enoti modela.

Modele na podlagi indeksov uporabljamo v varstvu gozdov pri raziskavah posameznih motenj v gozdu: dovzetnost gozda za motnjo, pojav motnje, učinek motnje na gozd. Modele te vrste pa ne uporabljamo pri integriranem režimu motenj.

2.3.2 Celični avtomati

Izvirna avtorja celičnih avtomatov (CA) sta Stanislaw Ulam in John von Neuman (Wolfram, 1994). Osnovne značilnosti CA so (Lichtenegger, 2005):

- prostor in čas sta diskretna, mrežo celic (pogostokrat dvodimenzionalna) opazujemo v določenih časovnih korakih;
- pri vsakem časovnem koraku vsaka celica zavzame določeno stanje izmed končnega števila stanj;
- stanje celic se spreminja v skladu s predpisanimi determinističnimi pravili, ki veljajo za vse celice in vse časovne korake: stanje celice v določenem časovnem koraku je odvisno samo od njenega stanja in stanja sosednjih celic iz prejšnjega koraka ali korakov.

Vsak CA je definiran s štirimi med seboj odvisnimi elementi: geometrijo mreže celic, sosedstvom celice, številom stanj, ki jih posamezna celica lahko zavzame, in pravilom za določitev novega stanja celice (Hayes, 1984).

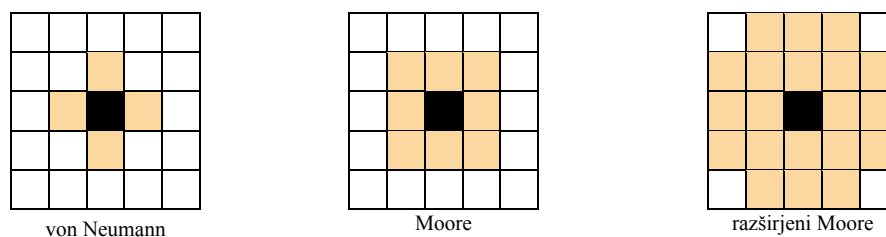
Geometrija mreže

Celice so lahko urejene v eno- ali večdimenzionalno pravilno mrežo. Najpogosteje se uporablja dvodimenzionalna mreža enakostraničnih likov, npr. trikotna, kvadratna in heksagonalna geometrija mreže celic. V primeru enodimenzionalnega CA je mreža sestavljena iz linije med seboj enakih celic.

Sosedstvo celic

Za delovanje CA je treba znotraj mreže določiti, katere celice bodo vplivale na določitev naslednjega stanja posamezne celice, tj. sosedstvo celice. V primeru dvodimenzionalne mreže kvadratne oblike sta zanimivi predvsem dve vrsti sosedstva (slika 5): von Neumannovo, pri kateri

so upoštevani štirje sosjedje (severni, južni, vzhodni in zahodni), Moorovo, v katero so poleg štirih celic vključeni še štirje diagonalni sosjedje, ter razširjena Moorova, kjer je v soseščino šteje še večje število celic (Packard in Wolfram, 1985).



Slika 5: Vrste sosjedstva med celicami v primeru dvodimenzionalne kvadratne mreže

Stanja celic

Število mogočih stanj posamezne celice navadno ni večje od 4. Raznolikost in kompleksnost lahko zasledimo že pri sistemih, kjer celice zavzamejo eno od dveh stanj.

Pravilo določitve novega stanja

Pri dvodimenzionalni kvadratni mreži lahko pravilo določitve novega stanja zapišemo kot (Šemrov in sod., 1996):

$$a_{x,y}(t + 1) = f(a_{x\pm i,y\pm j}(t - l)) \quad (2),$$

kjer so vrednosti i in j odvisne od definiranega sosjedstva, $a_{x,y}$ je stanje celice na poziciji (x, y) , l pa vpliv prejšnjih generacij celic.

Stanja prehajajo med seboj sinhrono, to je spreminjajo se sočasno v odvisnosti od stanj sosednjih celic v prejšnjem časovnem koraku. Za pravilo določitve novega stanja je značilno, da je deterministično, prostorsko lokalno (pravilo na posameznem mestu mreže celic je odvisno samo od stanja celic v lokalnem sosjedstvu), časovno lokalno (odvisno samo od stanj v določenem številu predhodnih korakov, navadno samo enem ali dveh) in uniformo (enako za vse celice v mreži). Za uniformnost velja, da v primeru modeliranja ni nujna.

Nekateri CA so reverzibilni. Reverzibilnost CA je pogojena s pravilom za določitev novega stanja celic. Za reverzibilna pravila je značilno, da se novo stanje celice določi na podlagi sedanjega in predhodnega stanja celice in njenih sosed. Če v določenem trenutku razvoja avtomata zamenjamo trenutno stanje s predhodnim, se bo ob uporabi enakega reverzibilnega pravila sistem vračal skozi vsa prejšnja stanja do začetnega.

Mejne celice

Celice na robovih nimajo definiranih vseh sosednjih celic. Za mejne celice imamo dve možnosti:

- za vse robne celice definiramo nova pravila z manj sosedi,
- manjkajoče sosede nadomestimo s pripadajočimi celicami na nasprotnem robu. Tako se pri enodimenzionalnem CA oblikuje krožnica, v dvodimenzionalnem pa torus.

Razvrstitev celičnih avtomatov

Stephan Wolfram (1994, str. 140–155) je definiral štiri razrede, v katere lahko uvrstimo celične avtomate glede na njihovo obnašanje:

1. razred: v ta razred uvrščamo sisteme, pri katerih se iz kateregakoli začetnega vzorca razvije stabilno stanje. Vsi naključni vzorci v začetnem stanju izginejo.

2. razred: v ta razred spadajo sistemi, pri katerih se iz naključnega začetnega stanja razvije periodično ponavljajoče se stanje. Nekateri naključni vzorci začetnega stanja izginejo, nekateri pa lahko ostanejo. Lokalne spremembe v začetnem vzorcu ostanejo lokalne.
3. razred: v tem razredu so sistemi, pri katerih se iz naključnega začetnega stanja razvijejo naključni in neperiodični vzorci. Vsako stabilno stanje, ki se pojavi na začetku, hitro izgine, medtem ko se lokalne spremembe v začetnem vzorcu porazdelijo globalno.
4. razred: ta razred vsebuje sisteme, pri katerih naključno začetno stanje po končnem številu korakov včasih izumre, možen pa je tudi nastanek nekaterih stabilnih periodičnih vzorcev. Za doseganje omenjenih rezultatov je treba veliko število korakov.

Modeliranje s CA

CA so primerno orodje za modeliranje sistemov, ki so prostorsko zgrajeni iz velikega števila podobnih enot, za katere je značilna lokalnost interakcij (Hayes, 1984). S CA v varstvu gozdov modeliramo integriran režim motenj: z njimi proučujemo dinamiko pojavljanja motenj v prostoru in času ter medsebojni vpliv različnih motečih dejavnikov. Za razliko od drugih vrst modelov CA omogoča raziskave motečih dejavnikov v času. Tako lahko npr. proučujemo širjenje škodljivega organizma v času na ravni pokrajine ali širšem območju in pojavljanje vzorcev.

2.3.3 Klasifikacijska in regresijska drevesa

Metode strojnega učenja

Odločitvena drevesa so rezultat metod strojnega učenja. Pri strojnem učenju računalnik, tj. stroj oz. računalniški program iz podatkov pridobi novo znanje (Kubat in sod., 1997; Džeroski, 2001). Odkrivanje znanja v podatkovnih zbirkah je definirano kot netrivialen proces spoznavanja veljavnih, novih, potencialno uporabnih in razumljivih vzorcev v podatkih (Fayyad in sod., 1996). Z uporabniškega vidika je strojno učenje orodje za podatkovno rudarjenje in odkrivanje novega znanja. Obdelava podatkov ali podatkovno rudarjenje (angl. data mining) je eden poglavitnih korakov v procesu odkrivanja novega znanja, ki se osredotoča na iskanje vzorcev v podatkih s pomočjo določenih algoritmov. Drugi koraki v procesu učenja se ukvarjajo s pripravo podatkov za obdelavo in z vrednotenjem odkritih vzorcev (rezultatov).

Odkriti vzorci v podatkih naj bi veljali samo z neko stopnjo gotovosti, ki jo določi uporabnik sam. Vzorci naj bi potencialno vodili k dejanski uporabi (glede na merila koristnosti, ki jih postavi uporabnik). Vzorec, ki je zanimiv (glede na merila, ki jih postavi uporabnik) in je dovolj zanesljiv (glede na merila uporabnika), je znanje (Frawley in sod., 1991). Iskanje vzorcev v podatkih se opravi z uporabo različnih algoritmov podatkovnega rudarjenja. Različni algoritmi podatkovnega rudarjenja definirajo različne naloge podatkovnega rudarjenja.

Rezultat algoritma podatkovnega rudarjenja je navadno vzorec ali množica vzorcev, ki veljajo za dane podatke. Vzorec je definiran kot izjava v določenem jeziku, ki opisuje relacije med dejstvi v množici danih podatkov in je na neki način preprostejši kot seznam vseh dejstev v množici (Frawley in sod., 1991; Fayyad in sod., 1996). V podatkovnem rudarjenju imamo več različnih skupin vzorcev, ki so odvisni od naloge podatkovnega rudarjenja. Katero nalogo podatkovnega rudarjenja uporabimo, je odvisno od danih podatkov.

Najpogostejše naloge podatkovnega rudarjenja so: klasifikacija in regresija, razvrščanje v skupine, asociacijska analiza, druge naloge (npr. razvojna analiza).

Pri podatkovnem rudarjenju in odkrivanju znanja so osrednjega pomena vzorci. Algoritmi podatkovnega rudarjenja iščejo vzorce v danih podatkih. Odkriti vzorci, ki so veljavni, zanimivi in uporabni, so lahko znanje (Han in Kamber, 2001). Vzorec deli množico podatkov na več delov, ki so še vedno del celote, in vključuje prostorski vidik, ki ga lahko vizualiziramo.

Odkriti vzorci v podatkih lahko zavzamejo različno obliko: enačbe, odločitvena drevesa, napovedovalna pravila, asociacijska pravila, primere, razdalje in razdelke, verjetnostne modele.

Naloge klasifikacije in regresije se ukvarjajo z napovedovanjem vrednosti ene spremenljivke iz vrednosti drugih spremenljivk. Ciljna spremenljivka je poimenovana razred (v statistiki je to odvisna spremenljivka), druge spremenljivke so poimenovane atributi (v statistiki so to neodvisne spremenljivke) (Han in Kamber, 2001; Witten in Frank, 2005).

Če je razred zvezen, je naloga regresija. Če je razred diskreten, je naloga klasifikacija. V obeh primerih je za vhod obdelave podatkov navadno vzeti množico del podatkov, iz katerih je potem izdelan model. Tak del podatkov se imenuje učna množica. Preostali del je rezerviran za vrednotenje izdelanega modela in se imenuje testna množica ter se uporablja za ocenitev veljavnosti najdenega vzorca v učni množici na novih podatkih, ki jih predstavlja testna množica (Han in Kamber, 2001; Witten in Frank, 2005). Izdelan model se potem lahko uporablja za napovedovanje vrednosti razreda z novimi podatki.

Odločitvena drevesa

Odločitvena drevesa so hierarhične strukture v obliki drevesa, kjer vsako notranje vozlišče vsebuje preizkus na atribut, vsaka veja se ujema z rezultatom preizkusa in vsak list daje napoved vrednosti za razredno spremenljivko (Quinlan, 1986, 1993; Breiman in sod., 1998). Odvisno od tega, ali se ukvarjamo s klasifikacijskim ali regresijskim problemom, je odločitveno drevo poimenovano klasifikacijsko ali regresijsko drevo.

Listi klasifikacijskega drevesa vsebujejo konstante, listi regresijskih dreves pa linearne modele. Pomemben mehanizem, ki preprečuje pretirano prilagajanje dreves podatkom, je rezanje odločitvenih dreves. V ta namen določimo minimalno število primerov, ki ga mora opisovati vsak list drevesa, ali pa določimo stopnjo zaupanja za ocene točnosti posameznih listov odločitvenega drevesa.

Za klasifikacijsko drevo se najpogosteje uporablja algoritem J48, ki omogoča izdelavo C4.5 odločitvenega drevesa (Quinlan, 1993). Za regresijsko drevo se najpogosteje uporablja algoritem M5, ki ga je razvil Quinlan (1992). Pozneje sta algoritem M5 izboljšala Wang in Witten (1997) in ga označujemo kot M5'.

V varstvu gozdov odločitvena drevesa uporabljamo, kadar na odvisno spremenljivko vpliva veliko število dejavnikov, ki jih izražamo kot številske in opisne spremenljivke. Z odločitvenimi drevesi lahko proučujemo tako posamezne motnje kot integriran režim motenj v gozdu, vendar ne v odvisnosti od časa. Pri uporabi odločitvenih dreves se moramo zavedati njene poglavitne predpostavke: pravila, ki so bila ugotovljena z algoritmi J48 in M5', se ne bodo spremenila v spremenjenih razmerah, ampak bodo ostala enaka. Zaradi kompleksnosti sistema, kot je pojavljanje motenj v gozdu, se predvidoma lahko povezave med atributi spremenijo zaradi vpliva drugega atributa. Klasifikacijsko drevo navadno daje zanesljivejše rezultate kot logistična regresija in regresijsko drevo navadno daje zanesljivejše rezultate kot multipla linearna regresija.

2.3.4 Statistični modeli

Enostavna linearna regresija

Regresija je prilagajanje ustrezne matematične funkcije empiričnim podatkom (Košmelj, 2001). To funkcijo imenujemo regresijska funkcija. Lahko je zelo enostavna (npr. linearna), lahko pa je kompleksnejša. Pri enostavni linearni regresiji sta odvisna in neodvisna spremenljivki številski, regresijska funkcija je linearna in proučujemo vpliv samo ene neodvisne spremenljivke na odvisno spremenljivko.

Model enostavne linearne regresije pravi, da je v opazovani populaciji vrednost odvisne spremenljivke vsota treh členov: konstante a , večkratnika neodvisne spremenljivke b in t. i. slučajnih (nepojasnjenih) vplivov e :

$$y = a + b \cdot x + e \tag{3}$$

Model enostavne linearne regresije je veljaven le na območju, ki ga določajo vrednosti neodvisne spremenljivke v podatkih.

Multipla linearna regresija

Pri multipli regresiji imamo eno odvisno in več neodvisnih spremenljivk. Vse spremenljivke so številske. Model multiple regresije je naslednji:

$$y = a + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_n \cdot x_n \tag{4}$$

kjer je a konstanta, x_n neodvisna spremenljivka, b_n parameter neodvisne spremenljivke.

Nelinearna regresija

Pri tem tipu regresije vpeljemo nove neodvisne spremenljivke tako, da tip regresije spremenimo v multiple linearno regresijo (preglednica 3).

Preglednica 3: Nelinearne regresije, katerih funkcije lahko s transformacijo lineariziramo (Kotar, 2003)

Osnovna funkcija	Preoblikovana funkcija	Vrsta transformacije
$y = a + b \cdot \sqrt{x}$	$y = a + b \cdot k$	$k = \sqrt{x}$
$y = a + b \cdot \log(x)$	$y = a + b \cdot k$	$k = \log(x)$
$y = a + b \cdot \frac{1}{x}$	$y = a + b \cdot k$	$k = \frac{1}{x}$
$y = (a + b \cdot x)^2$	$u = a + b \cdot x$	$u = \sqrt{y}$
$y = \frac{1}{a + b \cdot x}$	$u = a + b \cdot x$	$u = \frac{1}{y}$
$y = a \cdot b^x$	$u = A + B \cdot x$	$u = \log(y), A = \log(a), B = \log(b)$
$y = a \cdot x^b$	$u = A + b \cdot k$	$u = \log(y), A = \log(a), k = \log(x)$
$y = \frac{x^2}{a + b \cdot x + c \cdot x^2}$	$u = a + b \cdot x + c \cdot x^2$	$u = \frac{x^2}{y}$
$y = a \cdot e^{b \cdot x} \cdot x^c$	$u = A + b \cdot x + c \cdot k$	$u = \ln(y), A = \ln(a), k = \ln(x)$

Polinomska regresija

Polinomska regresija je ena izmed oblik multiple linearne regresije. Enačba polinomske regresije je naslednja:

$$y = a + b_1 \cdot x + b_2 \cdot x^2 + \dots + b_n \cdot x^n \tag{5}$$

Vpeljemo nove neodvisne spremenljivke: $x = x_1, x^2 = x_2, x^3 = x_3, \dots, x^n = x_n$.

Polinomsko regresijo uporabljamo za napovedovanje vrednosti odvisne spremenljivke in iskanje optimumov. Navadno uporabljamo polinome nižjih stopenj ($n = 2, 3$). Namesto polinomov višjih stopenj je bolje uporabljati modele, pri katerih se parametri dajo vsebinsko interpretirati, npr. nelinearna regresija (Košmelj in Kastelec, 2002).

Logistična regresija

Logistično regresijo uporabimo, kadar imamo binarno odvisno spremenljivko (zavzame vrednosti 0 in 1). Model logistične regresije sprejema tako številske kot atributne neodvisne spremenljivke. Model logistične regresije je naslednji:

$$y = \frac{e^{\alpha}}{(1 + e^{\alpha})} \quad (6),$$

kjer je α enačba multiple linearne regresije (4).

Generalni linearni modeli

Rezultat generalnih linearnih modelov je model multiple linearne regresije, ki ocenjuje povezavo med eno ali več odvisnimi spremenljivkami in eno ali več neodvisnimi spremenljivkami. Od multiple linearne regresije se razlikuje v tem, da so lahko neodvisne spremenljivke številske in atributne (McCulloch in sod., 2005). V procesu razvoja modela lahko izberemo poleg posameznih faktorjev tudi njihove kombinacije ter določimo, kateri faktorji so naključni.

2.4 IZBOR VRSTE MODELA

Pri izboru vrste modela moramo upoštevati problem, lastnosti sistema, dostopnost in kakovost podatkov. Primeri izbora vrste modela glede na prej omenjene kriterije (preglednica 4):

- Če imamo na voljo omejeno količino in kakovost podatkov, potem moramo izbrati model relativno nizke kompleksnosti, npr. statični model.
- Model mehke logike izberemo, kadar imamo na voljo podatke v obliki intervalov, razredov ali opisov. Rezultati modela so enake vrste kot vhodni podatki.
- Strukturno dinamičen model izberemo, kadar pričakujemo značilne spremembe v lastnostih sistema kot posledica drastičnih sprememb gonilnih funkcij.
- Model, orientiran na posameznika, izberemo, kadar med posamezniki obstaja zelo velika variabilnost in je pomembno, da rezultat modela opisuje lastnost posameznika, ki je različna kot povprečje. Pri drugih vrstah modelov navadno uporabimo spremenljivko, ki opisuje lastnost povprečnega posameznika, kjer zgubimo individualnost.

Preglednica 4: Pregled vrste modelov in kriterijev izbora (Jørgensen in Bendoricchio, 2001)

Vrsta modela	Lastnosti	Kriteriji izbora
Matrica	linearne povezave	veljavne so linearne enačbe, potrebna je starostna zgradba
Statični modeli	dajo dober kvantitativen pregled nad povprečnim stanjem	uporabimo, kadar nimamo na voljo dovolj podatkov in kjer potrebujemo kvantitativen rezultat, vendar razlike v času niso pomembne
Modeli mehke logike	rezultati modela so pol kvantitativni ali samo intervali	uporabimo v primerih pomanjkanja podatkov ali njihove slabe kakovosti, zadovoljivi so pol kvantitativni rezultati
Diferencialne enačbe Strukturno dinamični modeli	podajo razvoj v času in prostoru podajo variacije parametrov kot funkcija časa in ali prostora s pomočjo izvedenskega znanja ali ciljne funkcije	potrebni so podatki dobre kakovosti potrebujemo prognozo v spremenjenih razmerah, podatkovna zbirka je visoke kakovosti in vsebuje podatke o spremembi lastnosti modela
Modeli na podlagi posameznika	obravnavajo različne lastnosti posameznikov	uporabi, kadar so zadosti povprečne vrednosti lastnosti

2.5 IZBOR RAVNI KOMPLEKSNOSTI MODELA

Raven kompleksnosti modela naj bo uravnotežena. Pri izbiri ravni kompleksnosti lahko sledimo naslednjim usmeritvam (Jørgensen in Bendoricchio, 2001):

- Model naj bo preprost, kot je le mogoče, in kompleksen, kot je treba – pravilo Ockhamove britve.

- Model je zanesljiv toliko, kolikor je najmanjša zanesljivost vhodne spremenljivke. Zato naj kompleksnost modela ne bo večja, kot lahko to prenese kakovost in količina podatkov.
- Kompleksnost zgradbe modela naj bo primerna njegovemu namenu. Npr. raven kompleksnosti bo drugačna za namen kvantificiranega rezultata modela, kot če je namen modela bolje razumeti sistem.
- Pri celotnem razvoju modela moramo uporabiti sistemski način razmišljanja. Model ni popoln predstavnik realnega sistema, ampak le poskus opisati najpomembnejše lastnosti sistema – kompleksnost problema.

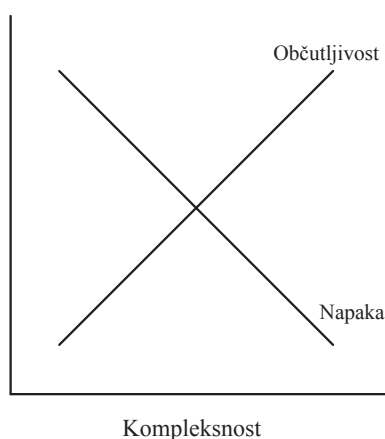
Lastnosti modelov, ki vplivajo na njihovo kompleksnost, so (Snowling in Kramer, 2001): količina in kakovost podatkov, fleksibilnost, občutljivost in napaka.

Kompleksnejši modeli imajo več parametrov, več spremenljivk in zato potrebujejo več podatkov.

Fleksibilnost se nanaša na število predpostavk, za katere model velja. Manj kompleksni modeli imajo navadno bolj omejujoče predpostavke zato, da zmanjšajo število parametrov in spremenljivk. Posledično so manj fleksibilni. Predpostavke modela omejujejo njegovo uporabo samo za primere, kjer so predpostavke veljavne. Kompleksnejši modeli imajo navadno manj omejitev in so zato fleksibilnejši, zato jih lahko uporabimo v več primerih.

Občutljivost modela se nanaša na odnos med spremembo vhodnih in izhodnih podatkov. Na občutljivost modela vpliva več dejavnikov: število parametrov, narava enačb v modelu, sprememba vrednosti parametrov. Občutljivost lahko pripišemo vsakemu posameznemu parametru. Za celovito občutljivost modela je najpomembnejše število parametrov, ker vsak parameter vpliva na občutljivost in prispeva h kumulativni vrednosti občutljivosti. Zato občutljivost modela narašča s kompleksnostjo modela, saj imajo kompleksni modeli večje število parametrov.

Napaka se nanaša na kakovost izhoda iz modela. To je merilo, kako dobro določen model simulira določena opazovanja. Manj kompleksni modeli ne simulirajo realnosti tako dobro kot kompleksnejši modeli, ker uporabljajo predpostavke, ki poenostavijo sistem in zato uvajajo posplošitev procesov realnega sistema. Kompleksnejši modeli lahko simulirajo sistem natančneje z manj predpostavkami. Napaka modela je merilo, kako dobro lahko model simulira opazovane vrednosti. Napaka modela se zmanjšuje z večjo kompleksnostjo modela.



Slika 6: Hipotetičen odnos med negotovostjo in kompleksnostjo modela. Negotovost je določena z občutljivostjo in napako modela (Snowling in Kramer, 2001).

Negotovost modela je določena s funkcijo občutljivosti in napake modela (slika 6). V postopku modeliranja želimo zmanjšati napako in občutljivost modela, da bi zagotovili čim večjo kakovost simulacije. Občutljivost modela narašča z večjo kompleksnostjo zaradi večjega števila parametrov in njihovimi medsebojnimi odnosi. Napaka modela se zmanjšuje z večjo kompleksnostjo modela,

ker vključujejo natančnejše opise procesov in manj predpostavk, ki bi poenostavljale model. Če izberemo preveč kompleksen model, bo njegova občutljivost prevelika. Če izberemo premalo kompleksen model, bo njegova napaka prevelika. V postopku modeliranja se moramo odločiti za raven kompleksnosti modela glede na namen modela.

Pri določevanju kompleksnosti modela lahko uporabimo indeks kompleksnosti modela (Snowling in Kramer, 2001):

$$I_c = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^{n_j} p_i r_i \quad (7),$$

kjer je I_c indeks kompleksnosti modela, N število spremenljivk, n_j število procesov v modelu, ki so povezani s spremenljivko j , p_i število parametrov, ki opisuje proces i , r_i število matematičnih operacij, ki opisujejo proces i .

Enačba (7) opisuje kompleksnost povezav med procesi v modelu. Za vsak proces v modelu pomnožimo število parametrov s številom matematičnih operacij, ki se pojavljajo v enačbah, ki opisujejo proces. To število seštejemo za vse procese za vsako spremenljivko.

Izbor najboljšega modela glede na kompleksnost lahko izvedemo s pomočjo statistike napake in občutljivosti modelov. Pri tem si pomagamo z indeksom U_i , ki meri presek na grafikonu med občutljivostjo in napako modela (Snowling in Kramer, 2001):

$$U_i = 1 - \sqrt{\frac{K_s S_i^2 + K_e E_i^2}{(K_s + K_e)}} \quad (8),$$

kjer je i številka modela, ki ga preskušamo, S_i občutljivost modela i (relativno glede na največjo občutljivost), E_i napaka modela i (relativno glede na največjo napako), K_s , K_e ponderja za oceno občutljivosti in napake.

Indeks U ima vrednosti med 0 in 1, kjer večja številka pomeni boljši model z vidika kompleksnosti. Vrednosti S in E morajo biti normalizirane na vrednost 1 tako, da delimo vse vrednosti z največjo občutljivostjo oz. največjo napako. Če občutljivost in napako obravnavamo enakovredno, potem vzamemo uteži K_s in K_e z vrednostjo 1. Če določimo utež K_s ali K_e večje kot 1, potem ima ta lastnost večjo težo pri odločitvi, kateri model je boljši. Indeks U se uporablja samo za primerjavo modelov iz iste raziskave.

2.6 IZBOR SPREMENLJIVK V MODELU IN DOLOČANJE KAKOVOSTI PODATKOV

Začetni sklop neodvisnih spremenljivk modela izdelamo na podlagi obstoječih raziskovanj. V končen izbor spremenljivk vključimo le tiste spremenljivke, ki najboljše pojasnjujejo varianco odvisne spremenljivke.

Prvi korak pri določanju kakovosti podatkov je izdelava opisne statistike vseh spremenljivk modela. Z opisno statistiko pridobimo vpogled v osnovne značilnosti spremenljivk. V opisno statistiko številske spremenljivke sodi: srednja vrednost (modus, mediana, povprečje), kvantili, minimalne in maksimalne vrednosti, varianca, standardni odklon, standardna napaka, interval zaupanja, frekvenčna porazdelitev.

Navadno ni mogoče proučiti in zbrati podatkov vseh enot populacije, zato se pri proučevanju omejimo na del populacije, ki ga imenujemo vzorec (Košmelj, 2001). Z vzorcem ocenjujemo stanje

v populaciji, zato so spremenljivke v modelih navadno samo vzorčne ocene populacije. Kakovost podatkov izražamo s točnostjo, natančnostjo in pristranskostjo vzorčnih ocen (Walther in Moore, 2005; Tominc in Kramberger, 2007):

- natančnost vzorčnih ocen se nanaša na razlike med vzorčnimi ocenami parametra in povprečno vrednostjo vzorčnih ocen statističnega parametra. Merimo jo z vzorčno varianco, standardno napako in koeficientom variacije. Natančnost ocene je tem večja, čim manjša je varianca vzorčnih ocen;
- pristranskost vzorčnih ocen se nanaša na razliko med povprečno vrednostjo vzorčnih ocen statističnega parametra in pravo vrednostjo statističnega parametra v populaciji, ki pa je najpogosteje v celoti ne poznamo, zato ni mogoče izračunati učinka pristranskosti oz. se moramo zadovoljiti z bolj ali manj točnimi približki. Pristranskost merimo s srednjim odklonom od prave vrednosti statističnega parametra v populaciji;
- točnost vzorčnih ocen se nanaša na razlike med vzorčnimi ocenami statističnega parametra in pravo vrednostjo tega statističnega parametra na statistični populaciji. Točnost merimo s srednjo kvadratno napako (14), relativno srednjo kvadratno napako (15), srednjo absolutno napako (16), relativno srednjo absolutno napako (17).

Izbor spremenljivk lahko naredimo s pomočjo metode glavnih komponent, ki jo je osnoval Karl Pearson (1901). Največ zaslug za nadaljnji razvoj pa ima Hotelling (1933). Osnovna zamisel metode je opisati variabilnost enot v m razsežnem prostoru z množico nekoreliranih spremenljivk – komponent, ki so linearne kombinacije originalnih merjenih spremenljivk. Nove spremenljivke so urejene od najpomembnejše do najmanj pomembne, kjer pomembnost pomeni, da prva glavna komponenta pojasnjuje kar največ variabilnosti osnovnih podatkov. Običajni cilj te analize je poiskati nekaj prvih komponent, ki pojasnjujejo večji del variance analiziranih podatkov. Analiza glavnih komponent omogoča povzeti podatke s čim manjšo izgubo informacij tako, da zmanjša razsežnost podatkov. Predpostavke, ki veljajo pri metodi glavnih komponent, so: vse spremenljivke so linearno povezane, spremenljivke so normalno porazdeljene.

Metoda glavnih komponent je podobna faktorski analizi. Avtor faktorske analize je Spearman (1904). V faktorski analizi gre za študij povezav med spremenljivkami, tako da poizkušamo najti novo množico spremenljivk (manj kot merjenih spremenljivk), ki predstavljajo to, kar je skupno opazovanim spremenljivkam. Faktorska analiza poizkuša poenostaviti kompleksnost povezav med množico opazovanih spremenljivk z razkritjem skupnih razsežnosti ali faktorjev, ki omogočajo vpogled v osnovno strukturo podatkov. Cilj faktorske analize je ugotoviti, ali so zveze med opazovanimi spremenljivkami (kovariance ali korelacije) pojasnljive z manjšim številom posredno opazovanih spremenljivk ali faktorjev.

Kakovost podatkov lahko preverjamo s pomočjo algoritma ReliefF. Osnovni algoritem ReliefF sta razvila Kira in Rendell (1992), pozneje ga je izboljšal Kononenko (1994) in ga poimenoval ReliefF. ReliefF oceni kakovost spremenljivk tako, da upošteva odvisnosti med spremenljivkami (Robnik-Šikonja in Kononenko, 1997). To metodo uporabljamo skupaj z rangiranjem.

2.6.1 Ocenjevanje kakovosti prostorskih podatkov

Za ocenjevanje kakovosti prostorskih podatkov obstajajo mednarodni ISO standardi. V Sloveniji sta veljavna standarda ISO 19113 (2002) – kakovostna načela in ISO 19114 (2003) – postopki za ocenjevanje kakovosti. ISO standarda za ocenjevanje kakovosti prostorskih podatkov vključujeta pet osnovnih, kvantitativnih elementov kakovosti, in tri pregledne, kvalitativne elemente kakovosti: namen, uporaba in poreklo (Šumrada, 2005). Kvantitativni elementi kakovosti so (Šumrada, 2005):

- podatkovna popolnost podaja prisotnost ali odsotnost predmetov, atributov ali relacij v podatkovnem nizu;
- logična usklajenost podaja stopnjo skladnosti med pojmovnimi in logičnimi pravili podatkovnega modela ter strukturo podatkov v podatkovnem nizu;

- položajna natančnost podaja točnost lege v podatkovnem nizu vsebovanih predmetov (odstopanje med lego slike pojava v podatkovnem nizu in njegovo dejansko lego v naravi);
- časovna natančnost podaja točnost časovnih atributov in časovnih odnosov med obravnavanimi predmeti v podatkovnem nizu;
- tematska natančnost podaja zanesljivost izvedene klasifikacije predmetov ter točnosti kvantitativnih in pravilnost kvalitativnih opisnih atributov v podatkovnem nizu.

2.7 PREVERJANJE

Ko smo zbrali potrebne podatke, narisali shemo modela in določili strukturo modela, sledi preverjanje modela, saj moramo vsak model preveriti. S preverjanjem modela spoznamo, kako se obnaša. Model je preverjen takrat, ko se obnaša tako, kot si želi modelar (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Postopek preverjanja vključuje analizo občutljivosti in kalibriranje modela. Slednji postopek moramo večkrat ponoviti, da je izhod modela zadovoljive kakovosti.

V postopku preverjanja modela moramo analizirati napake (standardne odklone):

- napake (primerjava med rezultati modela in obravnavanji) morajo imeti srednjo vrednost približno nič;
- napake ne smejo biti med seboj povezane;
- napake ne korelirajo z merjenimi obravnavanji.

Preverjanje modela vključuje tudi preverjanje notranje logike modela (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Ta del preverjanja sloni na do določene mere subjektivnih kriterijih. Modelar si postavi več vprašanj o obnašanju modela, potem pa spremeni funkcije ali začetne vrednosti parametrov in simulira odziv modela na te spremembe. Če se model ne obnaša, kot bi se moral, moramo spremeniti zgradbo modela in enačbe.

Končna faza v postopku preverjanja modela vključuje preverjanje dolgoročne stabilnosti modela. Model zaženemo za dolgo obdobje z uporabo določenega vzorca v variaciji gonilnih funkcij v modelu. Pričakujemo, da se bodo spremenljivke, ki opisujejo stanje v modelu, spreminjale glede na te variacije. Pri tem moramo uporabiti dovolj dolgo obdobje za preverjanje, da se izkaže morebitna nestabilnost.

2.8 ANALIZA OBČUTLJIVOSTI

Z analizo občutljivosti modela ocenimo mero za občutljivost različnih enot modela, to so parametri, funkcije, začetne vrednosti, podmodeli. Analizo občutljivosti izvajamo tako, da spreminjamo vrednosti parametrov, funkcije, začetne vrednosti in podmodele ter opazujemo, kako to vpliva na odvisno spremenljivko (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).

Relativno spremembo vrednosti parametrov modela izberemo na podlagi znanja o negotovosti parametrov modela (npr. intervalna ocena parametra, interval zaupanja). Če so parametri ocenjeni v intervalu zaupanja $\pm 50\%$, potem izberemo spremembo vrednosti parametra na intervalu $\pm 10\%$ in $\pm 50\%$ ter beležimo, kako sprememba parametra modela vpliva na odvisno spremenljivko. Občutljivost posameznega parametra ocenjujemo na dveh ali več primerih sprememb vrednosti parametra, saj so povezave med parametrom in odvisno spremenljivko redko linearne. Preden preidemo na analizo občutljivosti, moramo poznati lastnosti parametrov. Pred analizo občutljivosti naredimo opisno statistiko parametra, npr. srednja vrednost, variabilnost, ocena parametra z intervalom zaupanja. Občutljivost zelo pogosto variira s časom, zato je treba analizirati občutljivost enot modela kot funkcijo časa (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).

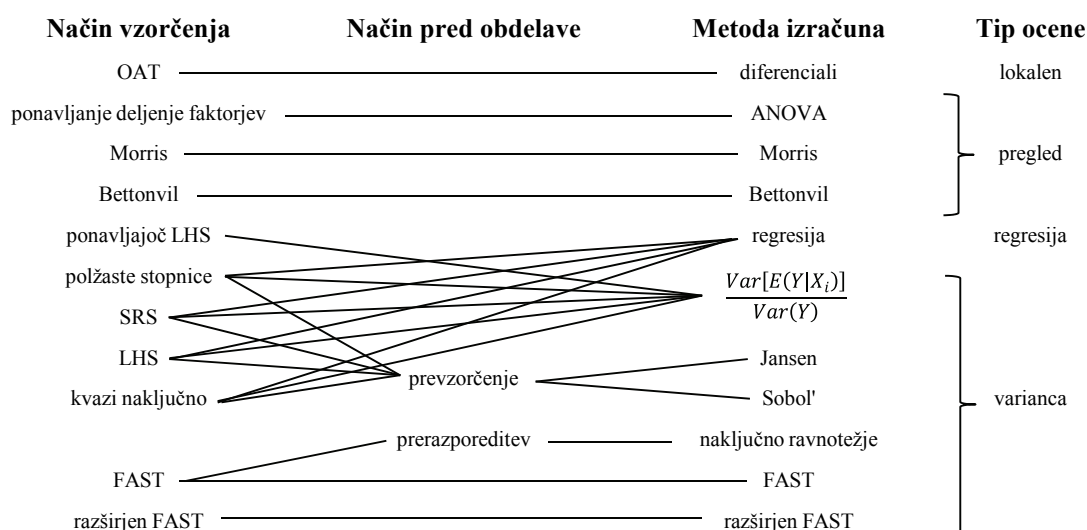
Analiza občutljivosti poteka po več korakih in pri tem prihaja do interakcij s kalibracijo modela (Jørgensen in Bendoricchio, 2001):

1. Analiza občutljivosti na dveh ali več ravneh parametra. V tem koraku preizkušamo velike spremembe v vrednostih parametra.
2. Izvedemo drugo analizo občutljivosti, v kateri uporabimo ožje intervale sprememb vrednosti parametra modela.
3. Izvedemo drugo in tretjo kalibracijo modela, v kateri se osredotočimo na najobčutljivejše parametre.

Analizo občutljivosti izvajamo tudi za podmodele in enačbe. Tukaj opazujemo spremembo odvisne spremenljivke, ko odstranimo podmodel ali spremenimo njegovo enačbo ali dodamo več podrobnosti v podmodel. Če z analizo občutljivosti ugotovimo, da ima podmodel ali enačba zelo velik vpliv na odvisno spremenljivko, potem ustrezno prilagodimo zgradbo modela. Zato analiza občutljivosti vpliva na izbor kompleksnosti modela ter zgradbo modela: obstaja povratna zveza iz analize občutljivosti v shemi postopka modeliranja (slika 2).

Ločujemo lokalno in splošno analizo občutljivosti (Saltelli in sod., 2008; Lilburne in Tarantola, 2009). Lokalna analiza občutljivosti kvantificira spremembo izhoda iz modela zaradi variabilnosti vhodov v model. Splošna analiza občutljivosti upošteva celotno negotovost vhodov v model, ki so opisani z verjetnostnimi porazdelitvami. V splošni analizi občutljivosti spreminjamo vrednosti vseh vhodov v model naenkrat in uporabljamo večdimenzionalno srednjo vrednost za izračun interakcij med njimi. Postopek splošne analize občutljivosti izvajamo po naslednjih korakih:

1. Določi ciljno spremenljivko, to je izhod iz modela (odvisna spremenljivka), ki jo želiš ovrednotiti.
2. Izberi vhode v model (neodvisne spremenljivke), ki jih želiš proučiti.
3. Določi intervale zaupanja in porazdelitvene funkcije za izbrane vhode v model.
4. Izvedi vzorčenje nad vhodi v model.
5. Ovrednoti model za vsak vzorec vrednosti vhodov v model, s katerim dobiš vrednosti ciljne spremenljivke.
6. Uporabi rezultate iz 5. koraka za analizo negotovosti in ocenjevalno metodo za analizo občutljivosti, s katerimi dobimo relativno pomembnost vhodov v model.



Slika 7: Kombinacije načinov vzorčenja in metod za oceno občutljivosti (Lilburne in Tarantola, 2009)

Občutljivost vhodov v model ocenjujemo z različnimi merili in za vsak način vzorčenja ustreza določena metoda izračuna (slika 7). Določeni načini vzorčenja so odvisni od predobdelave podatkov. 4. korak lahko izvedemo z različnimi načini vzorčenja: pristop eden naenkrat (angl. OAT

– one-at-a-time), preprosto naključno vzorčenje (SRS – angl. simple random sampling), vzorčenje Latin hypercube (angl. LHS, McKay in sod., 1979), ponavljajoč LHS (McKay, 1995), kvazi naključno vzorčenje (Sobol', 1967), polžaste stopnice (Jansen in sod., 1994), Fourijev test občutljivosti amplitude FAST (angl. Fourier Amplitude Sensitivity Test, Cukier in sod., 1978), razširjen FAST (Saltelli in sod., 1999).

Za določanje občutljivosti modela se pogosto uporablja metoda Monte Carlo (npr. SRS). Metoda Monte Carlo se uporablja za reševanje matematičnih problemov s pomočjo naključnega vzorčenja (Sobol', 1994; Saltelli in sod., 2008). Ta metoda uporablja domnevne porazdelitve za vsak parameter modela. Metoda pridobi nize vrednosti za vsak parameter modela s pomočjo vzorčenja iz njihovih porazdelitev. Model zaženemo večkrat z različnimi kombinacijami parametrov. Rezultate teh ponovitev uporabimo za oceno natančnosti modela. Porazdelitvene funkcije za metodo Monte Carlo navadno določimo s pomočjo prilagajanja krivulj (Snowling in Kramer, 2001). Cilj metode za določanje občutljivosti modela je razlikovati med modeli z različno zgradbo in njihovo občutljivostjo.

Z obratno metodo Monte Carlo najprej določimo porazdelitvene funkcije po naslednjem postopku (Snowling in Kramer, 2001):

- dodaj naključen šum rezultatom modela – s tem dobimo različne podatkovne nize,
- prilagodi model za vsak podatkovni niz posameznega parametra,
- izračunaj porazdelitev za vsak parameter.

Porazdelitvene funkcije parametrov, ki smo jih pridobili na zgoraj opisan način, so funkcija zgradbe modela. Postopek za določanje občutljivosti modela sledi navadni metodi Monte Carlo:

- vzorčimo vrednosti parametrov neodvisno od porazdelitve, da pridobimo nize podatkov za vsak parameter,
- zaženemo model z vsakim nizom parametrov in beležimo rezultate modela,
- iz vseh rezultatov modela izračunamo površino, ki jo zavzema \pm standardni odklon od srednje vrednosti.

Skupna občutljivost modela je proporcionalna površini, ki smo jo izračunali na zgoraj opisan način.

2.8.1 Pretirano prilagajanje

Del analize občutljivosti je preverjanje, ali se model pretirano prilagaja podatkom. Pretirano prilagajanje (angl. over-fitting) se zgodi, kadar model opisuje naključno napako ali šum v podatkih namesto vzorca ali povezave med podatki. Pretirano prilagajanje se na splošno zgodi, kadar je model izredno kompleksen, npr. ima relativno preveč spremenljivk glede na število opazovanj. Model, ki se pretirano prilagaja podatkom, bo imel na splošno slabo kakovost napovedovanja, ker bo preobčutljiv na že majhne variacije v podatkih. Problematiko pretiranega prilagajanja moramo imeti v mislih v celem postopku razvoja modela.

Da se izognemo pojavu pretiranega prilagajanja v modelu, lahko uporabimo različne metode (poglavje 2.10), npr. prečno preverjanje veljavnosti, rezanje modela, primerjava modelov. Vse našete metode so pripomoček pri razvoju modelov, ki pokažejo, da nadaljnje povečevanje kompleksnosti modela ne izboljša njegove kakovosti napovedovanja.

Pretiranemu prilagajanju podatkov se lahko izognemo tudi, če v razvoj modela vključimo veliko učno množico podatkov.

2.9 KALIBRACIJA MODELA

Parametri modela niso vedno natančno določeni, ampak obstajajo kot približne vrednosti ali intervali. S postopkom kalibracije ocenimo vrednosti parametrov tako, da je razlika med merjenimi vrednostmi odvisne spremenljivke modela in rezultati modela čim manjša.

Kalibracijo modela moramo izvesti vedno zaradi naslednjih lastnosti parametrov (Jørgensen in Bendoricchio, 2001):

- Parametri navadno niso natančno določeni, ampak so ocenjeni, zato imajo vedno določeno stopnjo negotovosti.
- Ekološki modeli so poenostavitev realnega sistema. V model vključimo samo najpomembnejše enote sistema, podrobnosti pa izpustimo, kljub temu da vplivajo na rezultat modela. S kalibracijo lahko za malenkost spremenimo vrednosti parametrov in tako približamo rezultate modela realnim stanjem ter nadomestimo izpuščene enote iz modela.
- Gozdni ekosistem je dinamičen sistem. Nove lastnosti ali spremembe neodvisnih spremenljivk lahko spremenijo obnašanje modela. Pomembno je, da to lastnost upoštevamo in jo poskušamo vključiti v naš model. Takšen tip modela se imenuje strukturno dinamični model.

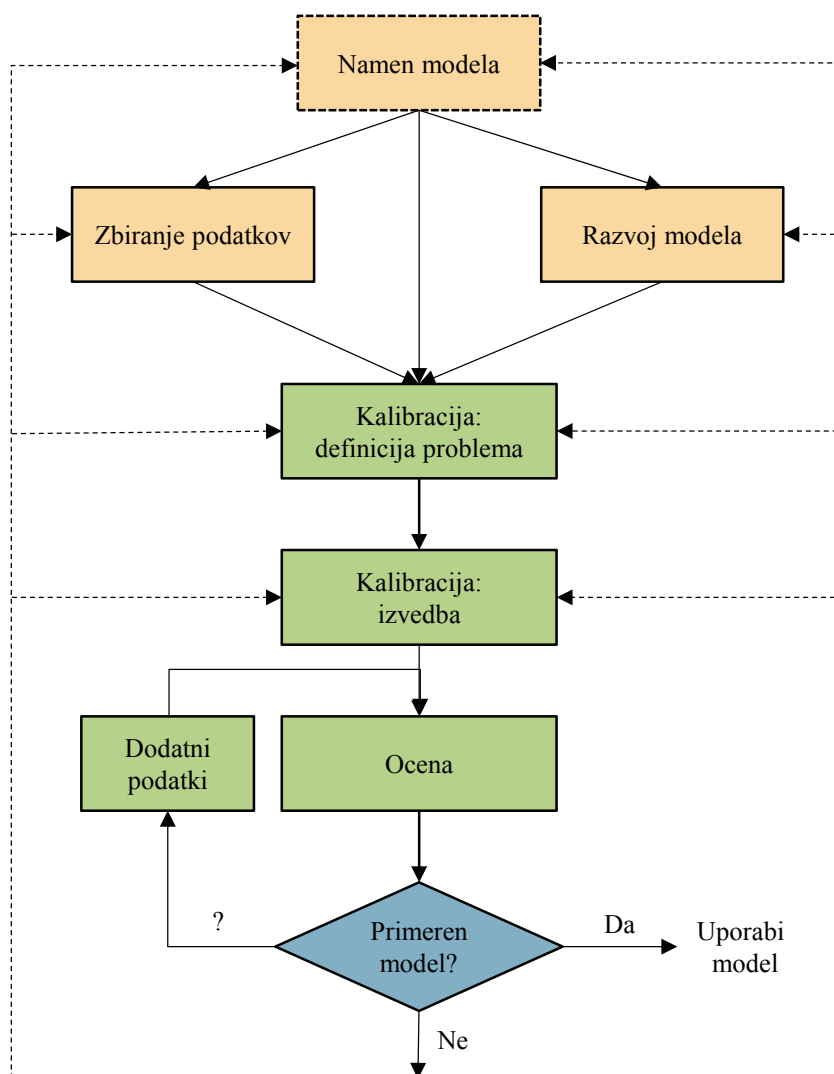
Ocena parametrov poteka po naslednjem postopku:

1. izberemo začetno vrednost parametra;
2. določimo interval vrednosti parametra;
3. določimo maksimum standardnega odklona med modelirano (napovedano) in izmerjeno vrednostjo odvisne spremenljivke;
4. ponovimo kalibracijo z novimi vrednostmi obravnavanega parametra oz. skupino parametrov.

Če ocenjujemo skupino parametrov, navadno vzamemo naenkrat 6–9 parametrov (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Začetne vrednosti parametrov poiščemo iz literature oz. jih ocenimo.

Kakovost kalibracije modela je zelo odvisna od kakovosti podatkov. Zelo pomembno je, da opazovanja (podatki) zajemajo dinamiko modela, npr. če je namen modela, da opišemo dinamiko odvisne spremenljivke v dnevni časovni ločljivosti, ni mogoče s kalibracijo doseči dobre ocene parametrov s podatki, ki imajo mesečno časovno ločljivost.

Janssen in Heuberger (1995) sta predlagala postopek kalibracije modela (slika 8). Pri postopku kalibracije modela moramo upoštevati namen modela, saj namen modela določa, katere spremenljivke so pomembne, določa potrebno časovno in prostorsko ločljivost modela, kakovost podatkov ter nas spremlja v postopku razvoja modela. Kalibracija modela je povezana z drugimi koraki pri razvoju modela: zbiranje podatkov, razvoj zgradbe modela, preverjanje modela, analiza občutljivosti, s katero pridobimo podatke o obnašanju modela in določimo ključne parametre (slika 2). Sledi postopek kalibracije, ki je sestavljen iz treh korakov: definicija problema kalibracije, izvedba kalibracije, ovrednotenje kalibriranega modela.



Slika 8: Diagram postopka kalibracije (Janssen in Heuberger, 1995)

2.9.1 Definicija problema kalibracije

Definicija problema kalibracije omogoča, da kalibracijo obravnavamo sistematično in jasno.

Definicija problema kalibracije poteka po štirih korakih (Janssen in Heuberger, 1995):

- a) Določitev strukture modela in njegovih parametrov. V tem koraku določimo, kateri parametri so kandidati za kalibracijo glede na pridobljene podatke iz prejšnjih korakov razvoja modela (analize občutljivosti, preverjanja).
- b) Določitev mere natančnosti (napake). Kalibracijo izvedemo tako, da primerjamo rezultate modela z meritvami in prilagajamo strukturo in/ali parametre modela tako, da se rezultati modela čim bolj prilagajajo meritvam. Ujemanje med rezultati modela in meritvami navadno izrazimo kvantitativno s pomočjo mere napake. Izbor mere napake mora izražati namen modela in upoštevati lastnosti parametrov, o katerih smo pridobili podatke iz analize občutljivosti. Pogosto se za mero napake uporablja funkcija, ki je podobna izračunu standardnega odklona (Jørgensen in Bendoricchio, 2001):

$$Y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum \frac{(x_i - x_m)^2}{x_{m,p}}} \quad (9),$$

kjer je x_i izračunana vrednost spremenljivke, x_m merjena vrednost spremenljivke, $x_{m,p}$ povprečna vrednost merjenih vrednosti spremenljivke, n število vrednosti, ki jih primerjamo.

Če imamo model, ki ima več odvisnih spremenljivk, lahko uporabimo mero, ki sta jo predlagala Janssen in Heuberger (1995). Mera napake je vsota kvadriranih odklonov med merjenimi in izračunanimi vrednostmi odvisne spremenljivke. Izračunamo oceno napake za vse odvisne spremenljivke. Celotno oceno dobimo s pomočjo ponderirane vsote posameznih ocen odvisnih spremenljivk. Uteži določimo glede na relativni pomen posameznih odvisnih spremenljivk.

Mero natančnosti lahko uporabimo na neposreden ali posreden način. Neposreden način izraža določeno stopnjo posploševanja modela, posreden način pa izraža stopnjo sprejemljivosti ali verjetnosti modela v odvisnosti od meritev.

- c) Definicija problema kalibracije. Ko smo določili mero napake, definiramo problem kalibracije kot (Janssen in Heuberger, 1995):
- optimizacijski problem: izberemo model, ki ima najmanjšo mero napake;
 - problem določitve: v veliko situacijah ni primerno izbrati modela glede na rešitev optimizacijskega problema zaradi napak, negotovosti in variabilnosti, ki se pojavljajo v podatkih in modelu. V teh primerih je primernejše določiti skupino parametrov, ki izraža sprejemljivo napako, ki ne presega določene meje;
 - problem več meril napak: optimizacijski problem posplošimo na iskanje najmanjše napake med več merili napak;
 - ocena posteriorne verjetnosti: model izberemo glede na oceno posteriorne verjetnosti parametrov modela. Osredotočimo se na parametre, kjer je posteriorna verjetnost velika ali pa kaže veliko variabilnost.
- č) Ocena napake izbranega modela. Ocenimo natančnost kalibriranega modela.

2.9.2 Izvedba kalibracije

V tem koraku uporabimo metodo, ki smo jo izbrali v definiciji problema kalibracije. V kalibracijo vključimo parametre, ki smo jih v analizi občutljivosti označili za pomembnejše. Izvedba kalibracije poteka avtomatsko ali polavtomatsko z izbrano metodo.

Na izbiro metode vpliva tudi njihova zanesljivost, učinkovitost, zmogljivost in računska zahtevnost. Upoštevati moramo tudi čas za zagon modela, število parametrov in določene lastnosti modela, ki vplivajo na napako modela.

2.9.3 Ovrednotenje kalibriranega modela

Kalibriran model ovrednotimo z metodami preverjanja veljavnosti (poglavje 2.10), pri čemer ocenjujemo, kako dobro model posnema sistem in primernost modela glede na njegov namen uporabe.

2.10 PREVERJANJE VELJAVNOSTI MODELA

Preverjanje veljavnosti modela je nujen korak pri razvoju modela. Model preverjamo z neodvisnim nizom podatkov (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). S preverjanjem veljavnosti modela potrjujemo, ali se model odziva tako, kot smo predvideli, zato priporočamo preverjanje veljavnosti modela z uporabo drugega niza podatkov, kot smo ga uporabili za kalibracijo modela.

Katero metodo preverjanja veljavnosti modela uporabimo, je odvisno od namena modela. Najpogosteje preverjamo veljavnost modela s primerjavo merjenih vrednosti in modelnih vrednosti. Vendar to ni dovolj, saj se s tem osredotočimo samo na splošno zakonitost posnemanja modela odvisne spremenljivke in ne na namen modela. Zato je treba, upoštevajoč namen modela, pripraviti

kriterije, ki jim mora model ustrezati, kdaj je uporaba modela veljavna. Pri tem moramo upoštevati tudi kakovost in količino podatkov, ki jih imamo na voljo.

2.10.1 Zvezna spremenljivka

Theilov koeficient nesorazmernosti

Enačba Theilovega koeficienta nesorazmernosti je naslednja (Theil, 1961):

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{Opazovanje}_i - \text{Napoved}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Opazovanje}_i^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Napoved}_i^2}} \quad (10).$$

Koeficient U ima vrednosti ≥ 0 . Če je $U = 0$, potem so napovedi modela najtočnejše. Če je $U = 1$, potem kakovost napovedi modela ni boljša, kot jo poda konstanta. Če je $U > 1$, potem je kakovost napovedi modela slabša, kot jo poda konstanta.

Indeks učinkovitosti modela

Enačba za izračun indeksa učinkovitosti modela je naslednja (Vanclay in Skovsgaard, 1997):

$$ME = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\text{Opazovanje}_i - \text{Napoved}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\text{Opazovanje}_i - \bar{\text{Napoved}})^2} \quad (11).$$

Indeks učinkovitosti modela podaja veljavnost modela v relativnih enotah. Če je $ME = 1$, potem se napovedi modela popolnoma ujemajo z opazovanji. Če je $ME = 0$, potem kakovost napovedi modela ni boljša od preprostega povprečja. Če je $ME < 0$, potem je kakovost napovedi modela slaba.

Sørensenov koeficient podobnosti

Sørensenov koeficient podobnosti lahko uporabimo za prostorsko preverjanje veljavnosti modela, npr. primerjava med dejanskim prostorskim stanjem odvisne spremenljivke (karta 1) in prostorskim stanjem odvisne spremenljivke, kot ga napove model (karta 2). Enačba za Sørensenov koeficient podobnosti je (Sørensen, 1948): $Q_s = 2 \cdot C / (A + B)$, kjer sta A in B število modelnih celic v določeni kategoriji na karti 1 (A) in 2 (B), C je število modelnih celic v določeni kategoriji, ki se pojavljajo in so identične na obeh kartah. Če je $Q_s = 1$, potem sta karti identični. Če je $Q_s = 0$, potem sta karti popolnoma različni.

Koeficient determinacije in Pearsonov koeficient korelacije

Kakovost enostavnega linearnega modela lahko vrednotimo s koeficientom determinacije (Košmelj, 2001):

$$r^{2\%} = \frac{VKO_{mod}}{VKO_{yy}} \cdot 100 \quad (12),$$

kjer je VKO_{mod} vsota kvadriranih odklonov, ki ga določa regresijski model, VKO_{yy} je vsota vsote kvadriranih odklonov za ostanek in VKO_{mod} . Koeficient determinacije izraža odstotek variabilnosti odvisne spremenljivke, ki je pojasnjen z regresijskim modelom.

Pearsonov koeficient korelacije je mera linearne povezanosti dveh številskih spremenljivk. Vrednost korelacijskega koeficienta je na intervalu $[-1, +1]$. Koeficient korelacije je ustrezno predznačen koren iz koeficienta determinacije (Košmelj, 2001):

$$r = \pm\sqrt{r^2} \quad (13).$$

Pearsonov koeficient korelacije uporabljamo kot mero povezanosti dveh številskih spremenljivk le, če je njihova povezava linearna.

Če so podatki nezanesljivi ali so podatki spremenljivk rangi ali je zveza med spremenljivkami monotona, ne pa linearna, uporabljamo Spearmanov koeficient korelacije r_s . Spearmanov koeficient korelacije izračunamo tako, da vsem spremenljivkam priredimo range in izračunamo Pearsonov koeficient korelacije.

Srednja kvadratna napaka in relativna srednja kvadratna napaka

Srednja kvadratna napaka (MSE, angl. mean squared error) je mera uspešnosti avtomatsko zgrajenih zveznih modelov. Definirana je kot povprečni kvadrat razlike med napovedano in pravo vrednostjo (Witten in Frank, 2005):

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - a_i)^2}{n} \quad (14),$$

kjer je n število vseh primerov danega problema, p_i napovedana vrednost primera in a_i prava vrednost primera.

Ker je velikost MSE odvisna od dejanskega razpona možnih vrednosti funkcije, je smiselno uporabiti relativno srednjo kvadratno napako (RSE):

$$RSE = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - a_i)^2}{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2} \quad (15),$$

kjer je n število vseh primerov danega problema, p_i napovedana vrednost primera, a_i prava vrednost primera, \bar{a} povprečna vrednost pravih vrednosti. Relativna srednja kvadratna napaka je nenegativna in manjša od 1 za sprejemljive modele. Pogosto se v praksi uporabljata tudi koren srednje kvadratne napake in koren relativne srednje kvadratne napake.

Srednja absolutna napaka in relativna srednja absolutna napaka

Srednja absolutna napaka (MAE, angl. mean absolute error) je mera uspešnosti avtomatsko zgrajenih zveznih modelov. Definirana je kot povprečna absolutna razlika med napovedano in pravo vrednostjo:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |p_i - a_i|}{n} \quad (16),$$

kjer je n število vseh primerov danega problema, p_i napovedana vrednost primera in a_i prava vrednost primera.

Ker je velikost MAE odvisna od dejanskega razpona možnih vrednosti funkcije, je smiselno uporabiti relativno srednjo absolutno napako (RAE):

$$RAE = \frac{\sum_{i=1}^n |p_i - a_i|}{\sum_{i=1}^n |a_i - \bar{a}|} \quad (17),$$

kjer je n število vseh primerov danega problema, p_i napovedana vrednost primera, a_i prava vrednost primera, \bar{a} povprečna vrednost pravih vrednosti. Relativna srednja absolutna napaka je nenegativna in manjša od 1 za sprejemljive modele.

2.10.2 Diskretna spremenljivka

Za diskretno spremenljivko velja, da lahko zavzame le določene vrednosti (Košmelj, 2001). V primeru modelnega izračuna diskretnih vrednosti v primerjavi z merjenimi vrednostmi so možni štiri izidi (preglednica 5):

- Če je primer pozitiven in model to pravilno napove, potem ga štejemo kot resničnega pozitivnega (*True Positive, TP*).
- Če je primer pozitiven in ga model napove kot negativnega, ga štejemo za lažnega negativnega (*False Negative, FN*).
- Če je primer negativen in ga model pravilno napove kot negativnega, ga štejemo kot resničnega negativnega (*True Negative, TN*).
- Če je primer negativen in ga model napove kot pozitivnega, ga štejemo kot lažnega pozitivnega (*False Positive, FP*).

Preglednica 5: Možni izidi pri modelnih vrednosti diskretne spremenljivke (Witten in Frank, 2005)

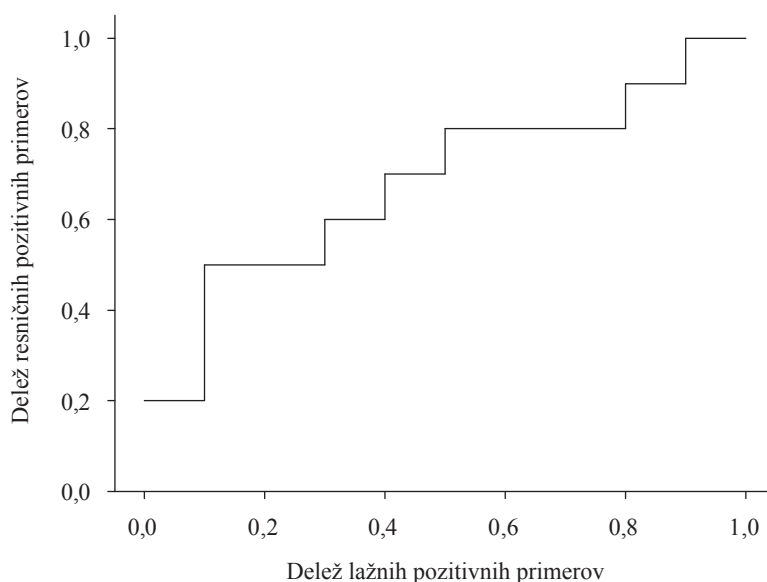
		Merjene vrednosti	
		da	ne
Modelne vrednosti	da	resnični pozitivni <i>True Positive (TP)</i>	lažni pozitivni <i>False Positive (FP)</i>
	ne	lažni negativni <i>False Negative (FN)</i>	resnični negativni <i>True Negative (TN)</i>

Iz odnosov med možnimi izidi diskretne spremenljivke izhajajo naslednje osnovne mere natančnosti (Witten in Frank, 2005):

- Delež resničnih pozitivnih primerov (*True Positive Rate, TPR*) je razmerje med številom vseh pozitivnih primerov, ki jih pravilno napovemo, in številom vseh pozitivnih primerov. Za to razmerje se uporablja tudi naziv priklic (*recall*): TP / P .
- Delež lažnih pozitivnih primerov (*False Positive Rate, FPR*) je enak razmerju med številom vseh negativnih primerov, ki smo jih napačno napovedali, in številom vseh negativnih primerov: FP / N .
- Preciznost (*precision*) je razmerje med vsemi pozitivnimi primeri, ki smo jih pravilno napovedali, in številom vseh primerov, za katere smo napovedali, da pripadajo pozitivnemu razredu: $TP / (TP + FP)$.
- Natančnost (*accuracy*) je razmerje med vsemi pravilno napovedanimi primeri in vsemi primeri: $(TP + TN) / (P + N)$.
- Mero F izračunamo s pomočjo priklica in preciznosti: $2 \times recall \times precision / (recall + precision)$.

Graf ROC

Graf ROC (angl. receiver operating characteristic) je dvodimenzionalen graf, ki prikazuje razmerje med deležem resničnih pozitivnih primerov, ki jih odkrijemo, in deležem lažnih pozitivnih primerov (Fawcett, 2004). Dobimo ga tako, da na osi x prikazujemo delež lažnih pozitivnih primerov, na osi y pa delež resničnih pozitivnih primerov (slika 9).



Slika 9: Primer grafa ROC (Fawcett, 2004)

Graf ROC najlažje narišemo, ko imamo poleg diskretnih vrednosti spremenljivke tudi verjetnost napovedi. V tem primeru lahko graf ROC narišemo s pomočjo praga (*threshold*). Če je napoved verjetnosti pozitivnega primera večja ali enaka pragu, ki ga določimo, potem napove pozitivno. Če je verjetnost pod tem pragom, je napoved negativna. Pri različnih pragih dobimo različni delež resničnih in lažnih pozitivnih primerov, *TPR* in *FPR*, ki jih lahko povežemo v krivuljo ROC.

Posamezen primer diskretne spremenljivke lahko v ROC grafu prikažemo kot eno samo točko. V tem primeru nimamo podane tudi verjetnosti napovedi. Namesto verjetnosti lahko uporabimo različne načine točkovanj (Fawcett, 2004).

Pri risanju ROC-krivulje uporabljamo algoritem, ki izkorišča naslednjo lastnost diskretnih spremenljivk: vsak primer, ki je bil ocenjen kot pozitiven glede na trenutni prag, bo prav tako ocenjen kot pozitiven za vse prage, ki so nižji od trenutnega. Tako lahko primere preprosto uredimo po padajočih ocenah verjetnosti in posodabljammo vrednosti *TPR* in *FPR*, medtem ko se pomikamo po urejenem seznamu navzdol.

Če prag postavimo pri ∞ , pomeni, da nobenega primera ne bomo ocenili kot pozitivnega. Zaradi tega ni mogoče, da bi katerega od primerov napačno proglasili za pozitivnega. Vrednost *FP* je potemtakem enaka 0, prav tako je *FPR* enak 0. Ker nobenega primera ne ocenimo pozitivno, je tudi število resničnih pozitivnih enako 0, zato sta vrednosti *TP* in *TPR* enaki 0. Tako dobimo točko (0, 0), ki je značilna za vsak ROC-graf. Točka (1, 1) na grafu ustreza stanju, ko prag zmanjšamo na 0, to pomeni, da za vse primere napovemo, da bodo pozitivni. Vrednosti *TPR* in *FPR* sta zato enaki 1.

Za mero natančnosti lahko uporabimo površino pod krivuljo ROC (*AUC*, angl. area under ROC curve). *AUC* ima pomembno lastnost: *AUC* je enaka verjetnosti, če bi model razvrščal naključno izbrane pozitivne primere višje kot naključno izbrane negativne primere (Fawcett, 2004). To lastnost lahko uporabimo za primerjavo veljavnosti med več modeli: tisti, ki ima večjo *AUC*, je "boljši". Iz grafa *AUC* lahko preberemo območja, kjer en model kakovostnejše napoveduje vrednosti kot drugi. *AUC* je ekvivalenten Wilcoxonovem in Mann-Whitneyevemu ne parametričnemu preskusu (Hanley in McNeil, 1982).

Koeficient kapa

Točnost modelov, katerih odvisna spremenljivka je diskretna (npr. klasifikacijsko drevo), lahko ocenimo s koeficientom kapa. To je mera za ujemanje dveh klasifikacij, ki izključuje delež pričakovanega naključnega ujemanja med klasifikacijama (Carletta, 1996). Koeficient kapa meri

parno ujemanje med napovedano in merjeno vrednostjo in upošteva pričakovano verjetnost ujemanja:

$$K = \frac{P(A) - P(E)}{1 - P(E)} \quad (18),$$

kjer je $P(A)$ delež primerov, ko se napovedana vrednost ujema z merjeno in $P(E)$ delež primerov, za katere bi pričakovali, da se bodo ujemali.

Vrednosti kape so od 1 do -1. Kapa ima vrednost 1, ko se napovedane frekvence v razredih popolnoma ujemajo z dejanskimi. Če so vrednosti kape od 1 do 0,8, navadno velja, da je ujemanje zelo dobro, od 0,6 do 0,8 dobro, od 0,4 do 0,6 srednje, od 0,2 do 0,4 slabo in manj kot 0,2 zelo slabo (Witten in Frank, 2005).

2.10.3 Splošne metode

Prečno preverjanje veljavnosti

Veljavnost odločitvenih dreves preverjamo z metodo prečnega preverjanja veljavnosti (angl. cross-validation). Metodo prečnega preverjanja veljavnosti sta opisala Stone (1974) in Geisser (1975). Pri N-kratnem prečnem preverjanju se izvorni vzorec razdeli na N podvzorcev. Med N podvzorci vzamemo en podvzorec, ki ga uporabimo za preverjanje veljavnosti modela, ostalih $N - 1$ podvzorcev pa uporabimo kot učno množico podatkov. Slednji postopek ponovimo N-krat, kjer uporabimo vsakega izmed N podvzorcev natančno enkrat kot testno množico podatkov za preverjanje veljavnosti modela. Potem poiščemo povprečje rezultatov iz N preverjanj veljavnosti, ki nam poda oceno napake modela. Navadno se uporablja 10-kratno prečno preverjanje (Witten in Frank, 2005: 149–151).

Rezanje odločitvenih dreves

Rezanje odločitvenih dreves je metoda, s katero preprečimo pretirano prilagajanje modela podatkom. Rezanje drevesa poteka tako, da določimo parameter algoritma J48 ali M5' za najmanjše število enot na list odločitvenega drevesa. Pri izgradnji odločitvenega drevesa se postavljen pogoj upošteva tako, da se nov list v odločitvenem drevesu ne izgradi, če mu ne ustreza postavljeno najmanjše število učnih primerov. To onemogoči, da bi odločitveno drevo postalo preveliko in se pretirano prilagodilo vhodnim podatkom.

3 METODE ZA SPREMLJANJE STANJA ŠKODLJIVIH BIOTSKIH IN ABIOTSKIH DEJAVNIKOV ZA GOZD

S spremljanjem stanja gozdu škodljivih dejavnikov izpolnimo prvi predpogoj za izvajanje prognoz v varstvu gozdov, tj. zagotovimo podatke. Brez podatkov ne moremo razviti in izvršiti modela ter tako pridobiti prognozo, kar je naš cilj.

ZGS spremlja stanje in poroča o škodljivih biotskih dejavnikih, ki so navedeni v 21. členu Pravilnika o varstvu gozdov (2009). V 21. členu so navedene bolezni in škodljivci, ki lahko preidejo v gradacijo in povzročijo obsežne poškodbe gozdov, zato je treba redno zbirati podatke o stanju njihovih populacij in beležiti poškodbe, ki jih povzročajo. Vrste škodljivih organizmov se med seboj preveč razlikujejo v biologiji, da bi lahko predpisali splošno metodo za spremljanje stanja populacij vseh vrst organizmov, zato se moramo odločiti, za katere škodljive organizme bomo spremljali stanje natančneje. To so navadno tisti organizmi, ki resno ogrožajo zdravje in stabilnost gozdov.

Metoda zbiranja podatkov, ki se izvaja in je del varstva gozdov, je spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov, ki jo določa Konvencija o daljinskem transportu onesnaženega zraka (angl. Convention on Long-Range Transboundary Air Pollution), sprejeta v okviru United Nations Economic Commission for Europe. Prej se je spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov imenovalo popis propadanja gozdov (Kovač in sod., 2000). Del spremljanja razvrednotenja in poškodovanosti gozdov je ugotavljanje povzročiteljev poškodb, s čimer želimo zagotoviti informacijo o njihovem vplivu na stanje krošnje (Jurc in Jurc, 2006). Spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov poteka na sistematični mreži stalnih vzorčnih ploskev z dvema gostotama: 16×16 km in 4×4 km. Mreža 16×16 km služi za ocenitev stanja na ravni države, mreža 4×4 km pa ocenitev stanja na ravni gozdnogospodarskih območij. Spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov spada med splošne metode spremljanja stanja gozdov. Metoda ni dovolj zanesljiva za ocenitev stanja določenega škodljivega organizma ali abiotskega dejavnika, še posebej ne za ožje območje (Ogris, 2007).

Metoda spremljanja škodljivega dejavnika mora vključevati po mednarodnem standardu za fitosanitarne ukrepe (ISPM 6; FAO, 2006):

- določitev namena spremljanja (npr. zgodnje odkrivanje, beleženje za kratkoročno prognozo, beleženje za dolgoročno prognozo),
- določitev škodljivega dejavnika,
- določitev prostora in prostorske ločljivosti,
- določitev časovnega obdobja in časovne ločljivosti,
- določitev ciljnega gostitelja ali gostiteljev,
- določitev statističnih osnov (stopnja zaupanja, vzorčenje, število vzorcev, število vzorčnih ploskev, pogostost vzorčenja, predpostavke),
- opis postopkov vzorčenja,
- opis postopkov določanja škodljivega dejavnika,
- opis postopkov poročanja.

V tem poglavju predstavljamo obstoječe metode spremljanja škodljivih biotskih in abiotskih dejavnikov za gozd. Osredotočeni smo na ključne podatke, ki so pomembni za izvedbo kakovostne prognoze. Opisujemo splošne metode in smernice spremljanja škodljivih biotskih in abiotskih dejavnikov za gozd: induktivne in deduktivne metode, njihov namen, prednosti in slabosti, pomen prostorske in časovne ločljivosti, vzorčenje, katere vrste podatkov spremljamo, minimalna kakovost podatkov.

3.1 INDUKTIVNE IN DEDUKTIVNE METODE

Ogris (2007) je predlagal induktivno metodo razvijanja modelov v varstvu gozdov v Sloveniji. Predlagal je, da bi za vsako bolezen, škodljivca in drugo motnjo v gozdnem ekosistemu izdelali specifičen model, saj so si po lastnostih toliko različni, da jih je težko obravnavati v enem posplošenem modelu. Ocenjevanje zdravja gozda uvrščamo v deduktivne metode. Po postopku presoje zdravja ekosistema (Jørgensen in Bendoricchio, 2001) bodo specifični modeli, razviti po induktivni poti, dali skupaj zanesljivejše rezultate kot posplošen model zdravja gozdov.

Cilj spremljanja škodljivih dejavnikov za gozd je njihovo pravočasno odkrivanje in napovedovanje njihove pojavnosti, ki ima za posledico ustrezne gozdnogojitvene in gozdnogospodarske ukrepe. Zato morajo biti metode spremljanja škodljivih dejavnikov za gozd podrejene njegovemu namenu. Tako kot pri modelih tudi pri metodah spremljanja ločimo induktivne in deduktivne metode. Med induktivne metode uvrščamo vse metode spremljanja specifičnih škodljivih dejavnikov za gozd (npr. smrekovi podlubniki, javorov rak, holandska brestova bolezen). Med deduktivne metode uvrščamo spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov, katerega namen je pridobiti splošno oceno stanja gozdov s pomočjo osutosti krošnje kot kazalca za oceno vitalnosti drevesa (Kovač in sod., 2009).

3.2 PROSTORSKA IN ČASOVNA LOČLJIVOST PODATKOV

Prostorsko in časovno ločljivost podatkov vedno prilagodimo namenu modela, s katerim bomo izvajali prognozo. Ločimo nič-, eno-, dve- in tridimenzionalne modele. V ničdimenzionalnem modelu prostor predstavlja samo ena točka, v enodimenzionalnem modelu je prostor premica, dvodimenzionalni model je prostor v obliki ploskve, ki ima dve razsežnosti, tridimenzionalni model ima tri razsežnosti. V varstvu gozdov največkrat uporabljamo dvodimenzionalne modele, kompleksnejši modeli pa uporabljajo tridimenzionalni prostor. Prostorsko ločljivost določimo v eno-, dve- in tridimenzionalnih modelih z velikostjo modelne celice ali modelne prostorske enote.

V gozdarstvu uporabljamo gozdarski prostorski informacijski sistem, ki ima ločljivost 1 m. Poslužujemo se naslednjih prostorskih enot (od najmanjše do največje): gozdni sestoj, gozdni odsek, oddelek, gozdnogospodarska enota, gozdnogospodarsko območje (preglednica 6). Pri razvoju modelov lahko uporabimo slednje prostorske enote, katerih osnovne enote so poligoni, kar pomeni, da so si med seboj različni po obliki in velikosti tudi znotraj iste kategorije prostorske enote. Takšna izbira je mogoča, če so vsi potrebni podatki za model dostopni v enaki ločljivosti, tj. iz iste kategorije prostorske enote (npr. vsi podatki so dostopni na ravni odseka). Kadar nimamo na voljo podatkov z enako ločljivostjo, se odločimo za modelno celico, ki je navadno predstavljena s pravilnim večkotnikom, tj. največkrat s kvadratom.

Preglednica 6: Prostorske enote v gozdarskem informacijskem sistemu – njihovo število in povprečna površina v letu 2010 (GOZDF, 2010; GOZDSES, 2010)

Prostorska enota	Število	Povprečna površina (ha)
gozdni sestoj	309.573	3,83
odsek	54.328	21,82
oddelek	30.158	39,30
gozdnogospodarska enota	233	5.086
gozdnogospodarsko območje	14	84.655

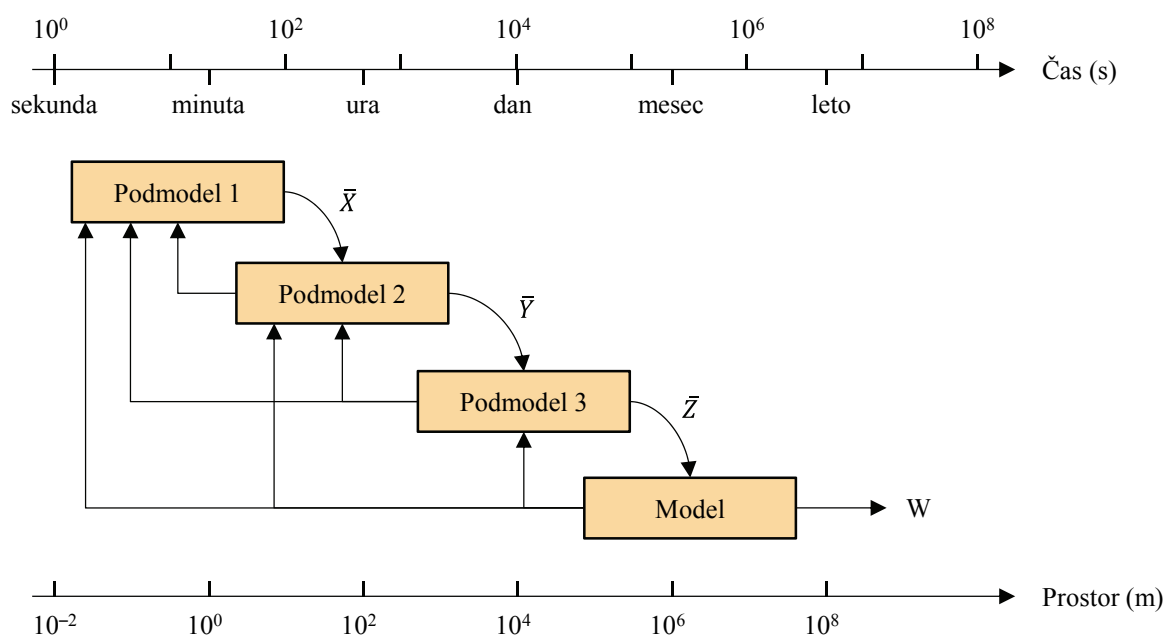
Pri razvoju modelov pogostokrat uporabljamo podatke iz različnih virov z različno prostorsko ločljivostjo. Če prekrivamo vhodne podatke iz različnih virov in ločljivosti, se pojavi napaka, ki se prenaša na rezultate modela. Ta vpliv lahko zmanjšamo z večjo celico modela. Velikost celice modela se mora ujemati z najmanjšo ločljivostjo spremenljivk. Pri prirejanju spremenljivk iz izvorne ločljivosti v modelno celico največkrat uporabljamo postopek ponderirane srednje

vrednosti, kjer je utež površina spremenljivke. Kjer postopek ponderirane srednje vrednosti ni veljaven in mogoč, uporabimo posebne postopke, ki se zelo razlikujejo glede na vrsto podatka (Ogris, 2007).

Glede na čas ločimo statične in dinamične modele. Statični modeli predvidevajo, da se vrednosti spremenljivk modela ne spreminjajo skozi čas. Uporabljajo se za reševanje problemov, kjer časovna dimenzija ni pomembna. Kompleksnejši modeli upoštevajo več podrobnosti in pogostokrat vključujejo spremembe skozi čas. To so dinamični modeli. Pri izbiri časovnega koraka, ki definira časovno ločljivost modela, moramo poleg namena modela upoštevati tudi, kako bo to vplivalo na hitrost izračuna modela, kalkulacijo stroškov pri zbiranju podatkov ipd.

Določitev prostorske in časovne ločljivosti je rekurzivni proces, za katerega potrebujemo več ponovitev, da dosežemo ustrezno shemo modela (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Izbor ločljivosti je tesno povezan z izborom kompleksnosti modela in kakovosti dostopnih podatkov, kot je to prikazano v shemi modeliranja (slika 2).

Pri ekoloških modelih velikokrat uporabljamo več med seboj povezanih podmodelov, pri čemer ima vsak zase svojo prostorsko in časovno ločljivost. Namesto da bi izbrali povprečno prostorsko in časovno ločljivost za vse podmodele, lahko prilagodimo prostorsko in časovno ločljivost za vsak podmodel posebej. Prvi podmodel ima majhno modelno celico in majhen časovni korak (slika 10). Pri uporabi rezultatov iz prvega podmodela za drug podmodel naredimo povprečje njegovih vrednosti na bolj grobo prostorsko ločljivost in na večji časovni korak. Slednji postopek ponavljamo še pri drugih podmodelih, dokler ne pridemo do končnega modela. Takšen način izbire prostorske in časovne ločljivosti je primeren, ker ne izgubi informacij znotraj proučevanega sistema kljub kompleksni zgradbi modela iz podmodelov (Jørgensen in Bendoricchio, 2001). Med simulacijo se lahko določene lastnosti modela spremenijo in povratno vplivajo na obnašanje podmodelov.



Slika 10: Prostorska in časovna ločljivost podmodelov, ki gradijo kompleksen model (Jørgensen in Bendoricchio, 2001).

Izbira prostorske in časovne ločljivosti vpliva na vse naslednje korake pri razvoju metode spremljanja stanja škodljivih biotskih in abiotskih dejavnikov za gozd.

3.3 VZORČENJE

Vzorčenje je proces izbire manjšega števila enot iz statistične množice, to je populacije (Lohr, 1999). Vzorec je podmnožica statistične množice. Vzorec je podlaga za ocenjevanje vrednosti parametrov ali napovedovanje izidov, ki se nanašajo na statistično množico.

Prednosti vzorčenja so: prihranimo čas, stroške in človeške vire. Slabosti so: ne dobimo informacij za statistično množico, dobljene ocene utegnejo biti napačne.

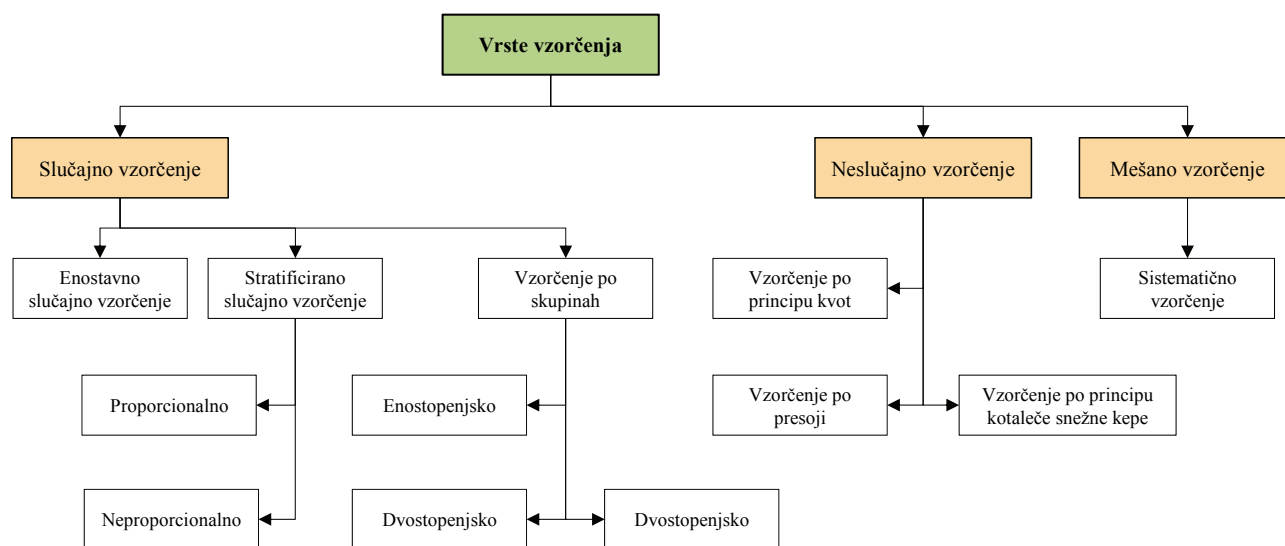
Glavno načelo vzorčenja je, da dobimo čim manjšo vzorčno napako, tj. razliko med dejansko vrednostjo parametra in oceno parametra. Večji kot je vzorec, manjša je vzorčna napaka. Večja kot je variabilnost proučevane spremenljivke, večja bo vzorčna napaka.

Natančnost dobljene statistike je odvisna od velikosti vzorca in variabilnosti spremenljivke. Pri enaki velikosti vzorca bo standardna napaka ocene večja, čim večja bo variabilnost spremenljivke.

Poglavitna cilja vzorčenja sta doseči čim večjo natančnost ocen parametrov in izogniti se pristranskosti pri izbiri enot v vzorec. Pristranskost je posledica uporabe neslučajne metode vzorčenja, ko vzorčni okvir ne zajema celotne populacije ali dela populacije ni mogoče vzorčiti.

Poznamo naslednje vrste vzorčenja (slika 11):

- slučajno vzorčenje,
- neslučajno vzorčenje,
- mešano vzorčenje.



Slika 11: Vrste vzorčenja

3.3.1 Slučajno vzorčenje

V slučajnem vzorcu ima vsaka enota v populaciji enako in neodvisno možnost, da je izbrana v vzorec. Enaka možnost pomeni, da za vsako enoto populacije obstaja enaka verjetnost, da bo izbrana v vzorec. Neodvisna možnost pomeni, da izbira enote v vzorec ni odvisna od izbora drugih enot.

Metode izbire enot pri slučajnem vzorčenju:

- žrebanje, loterijski način (za male statistične množice),
- tabela slučajnih števil,
- generator slučajnih števil.

Ločimo dva načina izbire enot pri slučajnem vzorčenju: (1) slučajno vzorčenje brez nadomeščanja, kjer se izbrana enota ne vrne v statistično množico in verjetnost izbora posamezne enote ni enaka; (2) slučajno vzorčenje z nadomeščanjem, kjer se izbrana enota vrne v statistično množico in je verjetnost izbora posamezne enote enaka za vse enote. Če je ista enota izbrana večkrat, se v vzorcu upošteva samo enkrat.

Metode slučajnega vzorčenja so naslednje:

1. enostavno slučajno vzorčenje,
2. stratificirano slučajno vzorčenje:
 - a) proporcionalno,
 - b) neproporcionalno,
3. vzorčenje po skupinah:
 - a) enostopenjsko,
 - b) dvostopenjsko,
 - c) večstopenjsko.

Pri enostavnem slučajnem vzorčenju velja, da ima vsaka enota populacije na vsakem koraku vzorčenja enako verjetnost, da je izbrana v vzorec.

Stratificirano slučajno vzorčenje temelji na razdelitvi statistične populacije v stratumne tako, da so enote znotraj stratumov glede na proučevano lastnost populacije čim bolj homogene, med stratumi pa so razlike lahko zelo velike (Košmelj, 2001). Stratume opredelimo vsebinsko, tj. na podlagi poznavanja motečih dejavnikov. Ločimo proporcionalno in neproporcionalno stratificirano vzorčenje. Pri proporcionalnem stratificiranem vzorčenju je število enot v vzorcu iz posameznega stratuma enako in proporcionalno velikosti stratuma. Pri neproporcionalnem stratificiranem vzorčenju je število enot v vzorcu iz posameznega stratuma neproporcionalno z velikostjo stratuma.

Vzorčenje po skupinah je primerno za velike statistične množice, kjer ni mogoče identificirati vseh enot statistične množice. Statistično množico razdelimo v skupine. Iz skupin se enote zbirajo v vzorec s slučajnostnim vzorčenjem. Vzorčenje po skupinah lahko izvedemo v več stopnjah.

3.3.2 Neslučajno vzorčenje

Pri neslučajnem vzorčenju poznamo več načinov: vzorčenje po principu kvot, vzorčenje po presoji, vzorčenje po principu kotaleče snežne kepe.

Vzorčenje po principu kvot je alternativa stratificiranemu vzorčenju s proporcionalno izbiro enot (Košmelj, 2001). Uporabljamo ga takrat, kadar okvira vzorčenja za stratumne nimamo, imamo pa znane kvote po stratumih, to je število enot po stratumih. To je način, pri katerem zavestno izbiramo enote v vzorec tako, da so izpolnjene kvote.

Pri vzorčenju po presoji raziskovalec izbira enote v vzorec po presoji glede na njihovo poznavanje proučevanega problema. Metoda vzorčenja je primerna za proučevanje pojavov, o katerih je zelo malo znanega.

Vzorčenje po principu snežne kepe temelji na uporabi mrež. V vzorec se izbere nekaj enot iz skupine, ki priporočijo za vključitev v vzorec še druge enote. Te enote priporočijo za vključitev v vzorec spet druge enote, dokler ni doseženo načrtovano število enot v vzorcu. Ta metoda zahteva malo podatkov o statistični množici. Uporabljamo jo pri proučevanju načinov komuniciranja v skupini in načinov prenosa znanja v skupini.

3.3.3 Mešano vzorčenje

Mešano vzorčenje ima značilnosti tako slučajnega kot neslučajnega vzorčenja. Pri mešanem vzorčenju statistično populacijo razdelimo v segmente, imenovane intervale. Iz prvega segmenta izbiramo enote s slučajnim vzorčenjem. Isto slučajno število uporabimo pri izboru enote v drugih

segmentih. Izbira enote v prvem segmentu je slučajnostna, v drugih pa odvisna. Širina intervala je enaka količniku med velikostjo statistične množice in vzorca.

V mešano vzorčenje uvrščamo sistematično vzorčenje. Sistematično vzorčenje je v praksi lažje izvedljivo kot enostavno slučajno vzorčenje (Košmelj, 2001). Iz okvira vzorčenja izberemo vsako k -to enoto. Element slučajnosti vpeljemo s slučajno izbiro prve izbrane enote.

3.4 IZBOR VRSTE PODATKOV

V metodi spremljanja stanja škodljivih biotskih in abiotskih dejavnikov za gozd moramo vedno določiti vrste podatkov, ki jih bomo zbirali. Vedno moramo zbirati podatke ciljne spremenljivke modela (odvisna spremenljivka), s katero bomo napovedovali stanje škodljivih dejavnikov.

Pri postopku izbire vrste podatkov moramo narediti pregled vseh neodvisnih spremenljivk modela in preveriti njihovo kakovost. Če je njihova kakovost neustrezna ali podatki niso na voljo (dostopnost podatkov), moramo v metodi spremljanja načrtovati vzorčenje oz. spremljanje tudi teh podatkov. Če gre za spremenljivko, ki se v času bistveno ne spreminja, je dovolj, da zanjo organiziramo enkratno vzorčenje. Če se parameter modela v času spreminja, moramo načrtovati vzorčenje, s katerim bomo zabeležili variabilnost parametra skozi čas. Pri tem smo pozorni na izbiro primerne časovne in prostorske ločljivosti, ki bo ustrezala namenu modela in njegovi ciljni spremenljivki.

Če gre za kompleksen model, ki je sestavljen iz več podmodelov, moramo preveriti dostopnost in kakovost podatkov iz vseh podmodelov. Če določenih podatkov ni oz. je njihova kakovost premajhna, moramo v zbiranje podatkov vključiti tudi slednje.

Iz sheme postopka modeliranja (slika 2) lahko vidimo, da je izbor vrste podatkov odvisen od namena modela, prostorske in časovne ločljivosti modela, kakovosti podatkov in izbrane kompleksnosti modela. Namen modela neposredno določa izbor odvisne spremenljivke, to je ciljne spremenljivke, ki jo bomo napovedovali. Za razvoj in preverjanje modela najprej potrebujemo merjene vrednosti ciljne spremenljivke. Ko je model enkrat razvit, ga lahko uporabljamo pod pogoji njegovih predpostavk in v okviru njegovega namena tako, da spreminjamo njegove vhodne podatke, to je neodvisne spremenljivke. V postopku razvoja modela prvi izbor vrste podatkov (neodvisnih spremenljivk) naredimo s proučevanjem obstoječih raziskav. Potem preverimo dostopnost in kakovost podatkov. Če podatki niso dostopni ali niso ustrezne kakovosti, moramo načrtovati zbiranje tudi teh podatkov. Podatki neodvisnih spremenljivk morajo imeti enako ali boljšo prostorsko in časovno ločljivost, kot je zahtevana ločljivost modela. V nasprotnem primeru je treba načrtovati zbiranje tudi teh vrst podatkov. Izbor spremenljivk je tesno povezan z izborom ravni kompleksnosti modela (gl. poglavje 2.5), kjer imajo kompleksnejši modeli več spremenljivk in želimo doseči ravnotežje med čim večjo občutljivostjo in čim manjšo napako modela.

Končni izbor spremenljivk v model naredimo s pomočjo metode glavnih komponent, faktorске analize, algoritma ReliefF ali druge metode (gl. poglavje 2.6), s katero ugotovimo, kako neodvisne spremenljivke pojasnjujejo variabilnost odvisne spremenljivke. V končni izbor spremenljivk vključimo samo tiste, ki bistveno pojasnjujejo variabilnost odvisne spremenljivke. V procesu izbora spremenljivk se moramo odločiti za stopnjo zaupanja in druge kriterije, ki omejijo izbor neodvisnih spremenljivk.

Primer 1

Namen metode spremljanja gostote populacije in prognoze za *Ips typographus* (Linnaeus, 1758) je ugotoviti gostoto populacije, na podlagi katere bomo lahko predvideli nastanek gradacije v tekočem letu opazovanja. Iz obstoječih raziskovanj vemo, da je mogoče napovedati gradacijo *I. typographus* zgolj iz števila ujetih osebkov v kontrolnih pasteh, ki so opremljene s feromonskimi pripravki (gl.

poglavje 3.8.1). V tem primeru za prognozo gradacije v tekočem letu potrebujemo podatek o številu ulovljenih hroščev v posamezni pasti v obdobju maj–junij: če je bilo kumulativno ulovljenih več kot 4.000 osebkov na past, se pričakuje gradacija v tekočem letu. V tej metodi spremljanja ni treba beležiti drugih podatkov.

Primer 2

Namen modela za oceno tveganja za javorov rak je oceniti tveganje za širitev javorovega raka v Sloveniji na dolgi rok (gl. poglavje 5.1). Za razvoj modela smo najprej potrebovali podatke o odvisni spremenljivki, to je o lokacijah pojavljanja javorovega raka. Podatki o lokacijah še niso bili dostopni, zato smo v zbiranje podatkov vključili ZGS. Vrsta podatka sta bili koordinati X in Y v predpisanem koordinatnem sistemu. Ločljivost modela je 1 km^2 , zato je bilo treba zbiranje podatkov z natančnostjo vsaj 1 km. Ko so bili podatki trenutne razširjenosti javorovega raka dostopni, smo lahko nadaljevali z razvojem modela za oceno tveganja širitve javorovega raka. Neodvisne spremenljivke modela so bile razširjenost gostiteljev (javorov), temperatura in padavine. Vsi podatki neodvisnih spremenljivk so bili dostopni in zadovoljive kakovosti, zato njihovo zbiranje ni bilo potrebno: razširjenost javorov je bila natančneje popisana, kot je ločljivost modela, ločljivost podatkov za temperaturo in padavine je bila enaka kot ločljivost modela. Ker smo izvajali dolgoročno oceno tveganja, smo lahko uporabili dolgoletna povprečja neodvisnih spremenljivk.

3.5 MINIMALNA KAKOVOST PODATKOV

Pri razvoju metode spremljanja škodljivih biotskih in abiotskih dejavnikov za gozd je določitev minimalne kakovosti podatkov pomemben korak, tesno povezan z izborom vrste podatkov.

Kakovost podatkov najpogosteje ocenjujemo z natančnostjo vzorčnih ocen parametrov modela. Natančnost vzorčnih ocen merimo z vzorčno varianco, standardnim odklonom, standardno napako in koeficientom variacije. V procesu razvoja metode spremljanja škodljivih dejavnikov za gozd se moramo odločiti, kakšna je minimalna, še sprejemljiva kakovost podatkov. Pri tem se moramo zavedati namena modela in upoštevati vse prejšnje korake v razvoju metode.

Če so podatki za določene spremenljivke že dostopni, moramo preveriti njihovo kakovost. Če ne ustrezajo minimalni kakovosti, moramo vključiti v razvoj metode za spremljanje škodljivih dejavnikov tudi te spremenljivke.

3.6 METODA ZA OCENITEV ZDRAVJA GOZDA

Poznamo tri načine presoje zdravja ekosistema (Jørgensen in sod., 2005): metoda neposredne meritve, ekološko modeliranje in indeks zdravja ekosistema. V nadaljevanju podrobneje opisujemo vsako od naštetih metod.

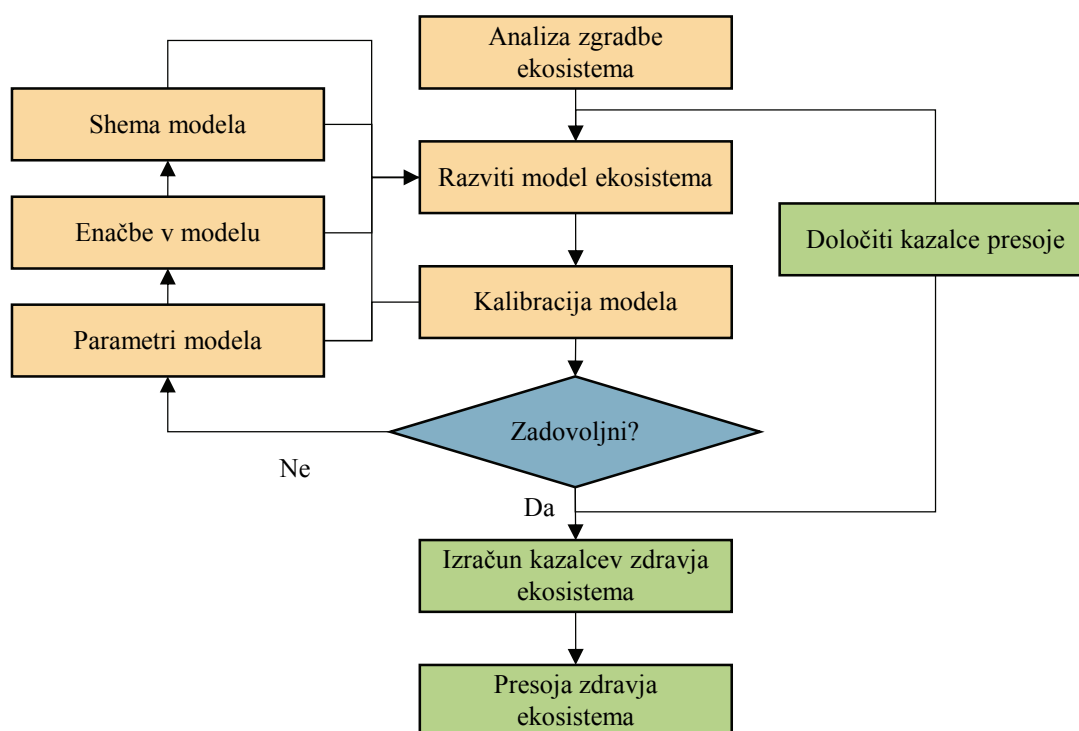
Postopek metode neposredne meritve je naslednji:

- ugotoviti potrebne kazalce za postopek presoje,
- neposredno izmeriti ali posredno izračunati izbrane kazalce,
- presoditi zdravje ekosistema glede na rezultate kazalcev.

Slika 12 prikazuje razvoj ekološkega modela za presojo zdravja ekosistema. Na levi strani zgoraj je vključena shema, ki splošno velja za postopek razvoja kateregakoli modela (slika 2). Potrebni so pet korakov:

- določiti zgradbo modela in njegovo kompleksnost glede na zgradbo ekosistema;
- razviti ekološki model s pomočjo oblikovanja njegove sheme, razvojem enačb in ocenitvijo parametrov modela;
- model kalibrirati tako, da ustreza uporabi v procesu presoje zdravja ekosistema;
- izračunati kazalce zdravja ekosistema;

- oceniti zdravje ekosistema glede na vrednosti kazalcev.



Slika 12: Postopek ekološkega modeliranja za presojno zdravja ekosistema (Jørgensen in sod., 2005)

Indeks zdravja ekosistema (EHI – Ecosystem Health Index) je bil razvit z namenom, da bi zdravje ekosistema lahko izrazili količinsko v vrednostih od 0 do 100. Domneva je: kadar je EHI enak 0, je ekosistem najbolj bolan, kadar je EHI 100, potem je ekosistem popolnoma zdrav. EHI se navadno deli na pet razredov: 0–19 %, 20–39 %, 40–59 %, 60–79 %, 80–100 %, kar ustreza petim razredom zdravja: najslabši, slab, srednji, dober, najboljši.

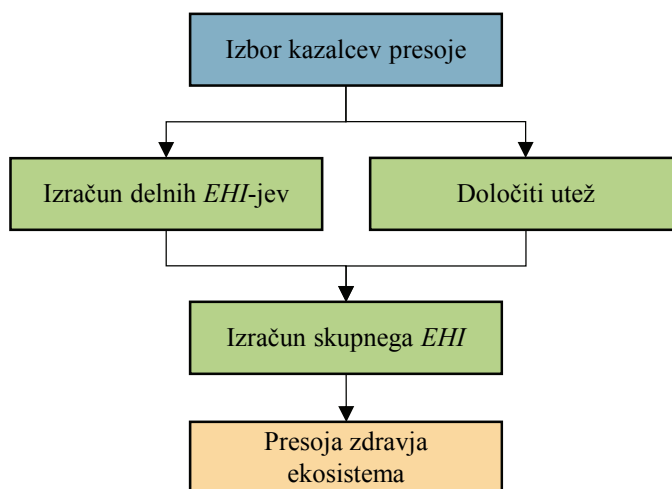
EHI lahko izračunamo s pomočjo naslednje enačbe (Jørgensen in sod., 2005):

$$EHI = \sum_{i=1}^n \omega_i \times EHI_i \quad (19),$$

kjer je EHI skupen indeks zdravja ekosistema, EHI_i je i -ti indeks zdravja ekosistema za i -ti kazalec, ω_i je utež za i -ti kazalec.

Slika 13 prikazuje postopek izračuna skupnega EHI. Pri izračunu EHI je potrebnih pet korakov:

- izbrati temeljne in dodatne kazalce;
- izračunati vse delne EHI-je za vse kazalce;
- določiti uteži za vse izbrane kazalce;
- izračunati skupen EHI z uporabo delnih EHI-jev in uteži za vse kazalce;
- presoditi zdravje ekosistema glede na vrednost skupnega EHI.



Slika 13: Postopek izračuna indeksa zdravja ekosistema (Jørgensen in sod., 2005)

3.7 RAZVOJ METODE SPREMLJANJA STANJA DOLOČENEGA ŠKODLJIVEGA ORGANIZMA ZA IZVEDBO KRATKOROČNE PROGNOZE POJAVLJANJA ŠKODLJIVEGA ORGANIZMA

Razvoj metode spremljanja določenega škodljivega organizma za izvedbo kratkoročne prognoze je tesno povezan z določitvijo časovne ločljivosti modela in s fenologijo škodljivega organizma. V ostalih korakih sledimo splošnim smernicam za razvoj metod spremljanja škodljivih dejavnikov (FAO, 2006).

Kratkoročna prognoza se navadno nanaša na napoved pojavljanja (ocenitev gostote populacije) škodljivega organizma v tekočem ali naslednjem letu. Pomembnejši škodljivi organizmi imajo visoko reproduktivno sposobnost in imajo navadno eno ali več generacij na leto. Metoda spremljanja v času mora biti prilagojena biologiji proučevanega škodljivega organizma. Temu moramo prilagoditi obdobje spremljanja in frekvenco zbiranja podatkov. Npr. pri smrekovih podlubnikih spremljamo gostoto populacije v obdobju od prvega rojenja do 15. junija, frekvenca zbiranja podatkov pa je enkrat tedensko.

Če je namen metode spremljanja samo odkrivanja žarišč škodljivih organizmov, je treba gozd pregledati najmanj dvakrat letno, in sicer ob koncu zime in ob začetku poletja (RS, 2009). Pretežno iglast gozd se mora v poletnem obdobju pregledati enkrat mesečno. Posebno pozorno se pregledujejo sestoji, ki so jih v preteklosti prizadele ujme ali požari, sestoji na sušnih rastiščih in sestoji, v katerih se je v prejšnjih letih izvajala sečnja, dlje časa skladiščil les ali pa so bila v njihovi bližini odkrita žarišča podlubnikov ali drugih škodljivih organizmov, ter sestoji iglavcev, starejši od 60 let, ki imajo več kot 50-odstotno zastopanost iglavcev v lesni zalogi. Pri odkrivanju žarišč podlubnikov je treba v napadenem drevju, lesnih sortimentih ali sečnih ostankih ugotoviti navzočnost podlubnikov in oceniti obseg populacije v vseh razvojnih stadijih (ličinke, bube, odrasli osebk).

3.8 METODE SPREMLJANJA IZBRANIH ŠKODLJIVIH BIOTSKIH IN ABIOTSKIH DEJAVNIKOV V VARSTVU GOZDOV SLOVENIJE

3.8.1 Smrekovi podlubniki

Metoda spremljanja gostote populacije in prognoze

Za spremljanje gostote populacij lubadarjev uporabljamo (Jurc M., 2006):

- a) kontrolno-lovne pasti, opremljene s feromonskimi pripravki,
- b) kontrolno-lovne nastave (kontrolno-lovna debla, kontrolno-lovna drevesa).

Praviloma jih postavljamo marca, pred prvim rojenjem hroščev, optimalna bi bila postavitev v presečiščih mreže v velikosti 250 m do 500 m ali na najbolj ogrožena mesta v gozdu. Pri povečani gostoti populacije v prejšnjih letih se kontrola izvaja v vseh sestojih, starejših od 60 let (v namnožitvah tudi v mlajših sestojih), kjer je navadna smreka zastopana v več kot 20 %. Uporabimo kontrolno-lovna drevesa, kontrolno-lovna debbla ali feromonske pasti, in sicer jih nameščamo na najbolj ogrožena mesta; najmanj 1 feromonsko past ali drevo (deblo) na 5 do 25 ha.

Kontrolno-lovne pasti kontroliramo vsakih 7 ali 14 dni. Mejne vrednosti so določene (število osebkov hroščev na past) za obdobje maj–junij za *Ips typographus* (Jurc M., 2006):

- nizka stopnja napada: do 1.000 hroščev na past – ni nevarnosti, da bo v drugi generaciji visoka gostota populacije (v juliju–avgustu tekočega leta);
- srednja stopnja napada: od 1.000 do 4.000 osebkov na past – obstaja majhna verjetnost visoke gostote populacije v juliju–avgustu;
- visoka stopnja napada: več kot 4.000 osebkov na past – pričakuje se gradacija v tekočem letu in priporoča uporaba vseh razpoložljivih sredstev za ustavitev gradacije.

Mejne vrednosti za *Pityogenes chalcographus* (Linnaeus, 1761) (Jurc M., 2006):

- nizka stopnja napada: do 5.000 hroščev na past – ni nevarnosti, da bo v drugi generaciji visoka gostota populacije (v juliju–avgustu tekočega leta);
- srednja stopnja napada: od 5.000 do 20.000 osebkov na past – obstaja majhna verjetnost visoke gostote populacije v juliju–avgustu;
- visoka stopnja napada: več kot 20.000 osebkov na past – pričakuje se gradacija v tekočem letu in priporoča uporaba vseh razpoložljivih sredstev za ustavitev gradacije.

Uporabljamo črne, ploščate, režaste, prestrezne, plastične pasti znamke Theysohn s sintetskim agregacijskim (populacijskim) feromonom, katerega glavne sestavine so cis-verbenol in metil butenol (npr. Pheroprax®) za *Ips typographus* in halkogran in metil dekadienoat (npr. Chalcoprax®) za *Pityogenes chalcographus*. Delovanje vab je 6 do 8 tednov. Kontroliramo enkrat na teden v času rojenja. Ulov ovrednotimo. Pri kvantificiranju ulova se uporablja mera: 1 ml = 40 osebkov *Ips typographus*, 1 ml = 600 osebkov *P. chalcographus* (Jurc M., 2006).

V past vedno nameščamo sintetski feromon samo za eno vrsto podlubnika. Raziskave kemične ekologije podlubnikov so namreč dokazale medsebojne učinke feromonov različnih vrst podlubnikov v pasteh.

Kontrolno-lovne nastave za *I. typographus* (Jurc M., 2006): kot klasične lovne nastave uporabimo debelejšje okleščene smreke (veje na deblu lahko pustimo za nalet šesterozobega smrekovega lubadarja). Z lovniimi nastavami obkrožimo lubadarke tako, da so od žarišč oddaljene do 50 m. Lovne nastave I. serije, ki so namenjene ulovu prezimelih hroščev, postavljamo zgodaj pomladi, takoj ko se začne topiti sneg, najpozneje do začetka aprila. V gorah z dolgotrajno snežno odejo jih lahko pripravimo že pred začetkom zime, najpozneje pa do polovice aprila. Postavimo jih v polsenčne lege v gozdu, v sestojih s pretrganim sklepom krošenj ali ob gozdnem robu (odmaknjene v gozd na prisojnih legah do višine drevesa, na osojnih pa do polovice drevesne višine). Praviloma postavimo eno lovno deblo na eno lubadarko. Za kontrolo je priporočljivo postaviti na vsakih 10 m³ pravočasno izdelanih lubadark še 1 do 2 lovni drevesi. Če je na lovnihih drevesih zasedenost srednja (0,5 do 1 vhodna odprtina na 1 dm² površine skorje lovnihih dreves) ali močna (več kot 1 vhodna odprtina na 1 dm²), takoj po končanem rojenju položimo dodatne, v količini 1/5 že obstoječih. Lovna drevesa II. serije, namenjene ulovu naslednje generacije, postavimo najpozneje en teden pred pričakovanim poletnim rojenjem. Postavitev je odvisna od napadenosti I. serije. Če je slaba napadenost (do 0,5 vhodnih odprtini na 1 dm²), ne postavljamo II. serije. Če je napadenost srednja, se število lovnihih dreves zmanjša na polovico. Pri močni napadenosti položimo toliko lovnihih dreves kot pri I. seriji ali začnemo dodajati nova lovna drevesa. Če je nevarnost pojava tretje generacije,

polagamo lovna drevesa naslednje serije na enak način kot pri II. seriji. Lovna drevesa kontroliramo od začetka rojenja v intervalih 7 do 14 dni do sanacije. Priporočajo postavitev lovnih dreves, opremljenih s populacijskimi feromoni za osmerozobega smrekovega lubadarja, saj tako ulovimo več kot 30 % populacije. Skrbno beležimo vse podatke o lovnih drevesih. Mortaliteta osmerozobega smrekovega lubadarja pri strojnem lupljenju skorje je 93 % (Jurc M., 2006). Ko je na lovnih nastavah gostota vhodnih odprtih večja kot 1 odprtina na 1 dm², se šteje, da je populacija podlubnikov prenamnožena (RS, 2009).

Kontrolno-lovne nastave za *P. chalcographus* (Jurc M., 2006): uporabimo tanjša kontrolno-lovna drevesa, kontrolno-lovne kupe (zložene veje s tanjšimi deli proti notranjosti kupa) ali kontrolno-lovne nastave, opremljene s sintetskimi feromoni. Pri kontrolno-lovnih nastavah za ugotavljanje jakosti napada uporabljamo kriterij: slab napad – manj kot 1 vhodna odprtina na 1 dm² površine skorje lovnih nastav; srednje močan napad – od 1 do 2 vhodni odprtini na 1 dm²; močan napad več kot 2 vhodni odprtini na 1 dm² površine skorje lovnih nastav. Nameščamo jih na najbolj ogrožena mesta v gozdu, in sicer najmanj 1 feromonsko past ali drevo (kontrolno-lovni kup) na 5 do 25 ha. Pri zvišani gostoti populacije se kontrola izvaja v vseh smrekovih sestojih, v katerih je navadna smreka zastopana v več kot 20 %. Uporabimo kontrolno-lovna drevesa ali kontrolno-lovne feromonske pasti, in sicer jih nameščamo na najbolj ogrožena mesta, najmanj 1 feromonsko past ali drevo na 5 ha.

3.8.2 Gobar (*Lymantria dispar* Linnaeus, 1758)

Spremljanje gostote populacije

Številčnost gobarja ugotavljamo glede na število jajčnih legel po metodi vzročnih površin ali transektov (Vasić, 1981). V primeru transektov preglednik ali gozdar pregleda vsa drevesa v črti v izbranih gozdnih odsekih. Pregledamo drevesa od koreničnika do krošnje. Za pregled višjih dreves po potrebi uporabimo daljnogled. Najprimernejši čas za štetje je pozimi (De Groot in Hauptman, 2012).

Drevesa razvrščamo v dve kategoriji: pozitivna (na katerih se nahajajo legla) in negativna (na katerih nismo našli legel). V popisni obrazec zapisujemo število legel na drevesu, beležimo tudi negativno število, kar nam omogoča izračunati skupno število pregledanih dreves. Zabeležimo tudi dolžino transekta, s pomočjo katerega lahko izračunamo povprečno število legel na dolžino oz. površino (ha). Dolžina transekta je navadno 1 km (De Groot in Hauptman, 2012).

Uporabimo lahko tudi metodo vzorčnih površin. Pri tej metodi dobimo realnejše podatke. Vzorčne površine morajo biti izbrane naključno po celi gozdni površini. Na takšen način lahko izračunamo povprečno število legel na enoto površine.

Na območju degradiranih gozdov (npr. na Krasu) gobar odloži jajca na skale, na tla in v travo. Tako odloženih jajčec je lahko več kot na deblu, zato v takšnih gozdovih spremljamo gostoto populacije gobarja s pomočjo vzorčnih površin velikosti 1 a (10 × 10 m). Z vzorčnimi površinami moramo zajeti 0,25 % celotne površine, za katero ocenjujemo gostoto populacije. Tako je treba za 100 ha postaviti 20 vzorčnih ploskev velikosti 1 a.

Prognoza

Pri gobarju lahko izvajamo kratkoročne in dolgoročne prognoze. S spodaj opisano metodo je možno predvideti kulminacijo gradacije gobarja za 2–3 leta vnaprej in oceniti stopnjo ogroženosti gozdov zaradi gobarja. Uporabljamo kvantitativne in kvalitativne kazalce populacije gobarja (Vasić, 1981).

Med kvalitativnimi kazalci so najpomembnejši naslednji:

- povečana aktivnost samic (ne ostajajo skrite, ampak prehajajo na odprta mesta);

- izrazi se nagon agregacije, zato so legla položena v manjše ali večje skupine, gosenice se ob levitvi zbirajo na določenih mestih, na listih začnejo oblikovati gnezda. Večja gnezda pomenijo, da je do gradacije še daleč;
- povečane dimenzije samic in povečanje njihove plodnosti, kar se kaže v velikih leglih jajc (800 do več kot 1000 jajc v leglu);
- prehod na dnevni način življenja. Gosenice se zadržujejo v krošnji in prehranjujejo se podnevi;
- začetne faze gradacije označuje pozitivna rast seksualnega indeksa, to je v populaciji prevladujejo samice. Pozneje seksualni indeks postane normalen, torej je njihov odstotek v populaciji v času kulminacije minimalen (0,10–0,15 % ali manj);
- v času gradacije se poveča polifagnost gosenic. Na začetku jih najdemo večinoma na hrastu, gabru, brestu, bukvi, pozneje se hranijo skoraj z vsemi vrstami listavcev (razen jesena) in iglavcev.

Najpomembnejši kvantitativni pokazatelji so:

- poveča se število mest, kjer pri metodi spremljanja gostote populacije najdemo gobarjeva legla;
- število legel se trajno pozitivno poveča na enoto površine in na deblu v času nekaj let. Porast števila legel je lahko akuten ali kroničen;
- porast deleža parazitiranosti, povečanje mortalitete in večje število plenilcev so značilni za posamezne faze gradacije gobarja. V začetnih fazah je parazitiranost zelo nizka. V letu pred kulminacijo se že pričnejo pojavljati bolezni, delež parazitiranosti se poveča (do 30 %). V kulminaciji se parazitiranost gosenic poveča na 90 % in plenilci so zelo številni.

Kratkoročne prognoze intenzitete poškodb izvajamo na podlagi t. i. kritičnega števila. To je najmanjše število osebkov škodljivega organizma, ki lahko povzroči največje poškodbe (npr. golobrst v primeru defolijatorjev). Nekaj avtorjev je na eksperimentalni način določilo kritično število za gobarja (preglednica 7, preglednica 8). Navedena kritična števila so okvirna in pogojna, ker se spreminjajo skladno z okoliščinami, npr. enako število legel v progradaciji in retrogradaciji nima enakega prognostičnega pomena.

Preglednica 7: Kritično število jajc gobarja na posameznem deblu (Vasić, 1981, cit. po Tropin, 1965)

Starost debla	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Število jajc / deblo	150	350	550	300	1000	1300	1700	2200	2800	3300

Preglednica 8: Kritično število gosenic gobarja na deblo (Vasić, 1981, cit. to Androić)

Prsni premer (cm)	10	20	30	40	50	60
Število gosenic / deblo	250	850	1670	2800	4300	6670

3.8.3 Zapredkarice (*Cephalcia* spp. Panzer)

Spremljanje gostote populacije

Tukaj opisujemo postopek spremljanja gostote populacije zapredkaric v območju gradacije (Battisti in Rodeghiero, 1998). Postavimo mrežo vzorčnih ploskev. Najmanjša razdalja med vzorčnimi točkami je 300 m, najmanjša razdalja do gozdnega roba je 150 m. Na vzorčni ploskvi označimo najbližja tri drevesa. Pod označenimi drevesi odvzamemo vzorce tal v velikosti 25 × 25 × 25 cm. Vzorce opravimo dvakrat na leto: spomladi in jeseni. V talnih vzorcih preštejemo število pronimf. Pri štetju moramo izločiti eonimfe, to je predbube s podaljšano diapavzo. Namesto talnih vzorcev lahko postavimo na vzorčnih ploskvah rumene plastične plošče (ena plošča na vzorčno ploskev) dimenzij 17 × 22 cm, ki smo jih na obeh straneh premazali z entomološkim lepilom (npr.

Soveurode®, Rhône-Poulenc, Lyon, Francija). Plošče obesimo na veje tako, da so od tal oddaljene približno 2 m. Čas postavljanja plošč je pred pojavom odraslih žuželk spomladi (aprila) za 60 dni.

Postopek spremljanja gostote populacije v območju, kjer še ni bilo gradacije zapredkaric (Battisti in Rodeghiero, 1998): na vzorčna mesta postavimo rumene lepljive plošče, kot smo opisali zgoraj. Vzorčna mesta izberemo naključno tako, da dosežemo gostoto ± 1 plošča/100 ha.

Prognoza

Kratkoročno prognozo za naslednje poletje izvajamo na podlagi gostote populacije razvojnega stadija predbub (pronimfe) v tleh ali števila ulovljenih odraslih zapredkaric na rumenih lepljivih ploščah. Obstaja prag gostote populacije, pri kateri nastopi visoko tveganje za popolno defoliacijo: spomladi za nepoškodovane sestoje 20 pronimf/m², za območja, kjer se je gradacija zapredkaric že pojavila, pa je mejna gostota 10 pronimf/m² (Battisti in Rodeghiero, 1998 cit. po Martinek et al., 1987, in Koziol, 1993). Mejna vrednost za rumene lepljive plošče je 14 osebkov/plošča (Battisti in Rodeghiero, 1998).

Pri uporabi zgoraj navedenih mejnih vrednosti moramo upoštevati še temperaturo tal in parazitiranost ličink. Silovite gradacije lahko pričakujemo, če se povprečna temperatura tal dvigne nad 12 °C (Battisti, 1994). Naravni sovražniki lahko znižajo gostoto populacije ličink zapredkaric za 45–74 % (Eichhorn in Bogenschütz, 2000).

3.8.4 Veter, sneg in žled

Metoda spremljanja

Vetrolome, snegolome in žledolome spremlja ZGS v okviru svojega rednega dela. Vse drevje, ki ga je poškodoval veter, sneg ali žled v tolikšni meri, da ga je bilo treba posekati, je v sečnospravnem manualu označen kot sanitarni posek. Sanitarni posek predstavlja posek bolnega, poškodovanega ali sušečega se drevja, ki je odstranjeno iz sestoja z namenom izboljšanja zdravstvenega stanja sestoja (Jurc in sod., 2003). To je drevje, ki so ga škodljivi biotski dejavniki (škodljivci, bolezni, divjad, delo v gozdu) ali škodljivi abiotski dejavniki (veter, sneg, žled, suša, plaz, usad, onesnažen zrak) poškodovali v tolikšni meri, da nima gozdnogojitvene prihodnosti. V sanitarni posek je vključeno tudi oslabele drevje, ki ga je iz sanitarnovarstvenih razlogov najbolje ločiti iz sestoja. Tako preprečimo namnožitev potencialno nevarnih organizmov.

Prostorska ločljivost podatkov je gozdni odsek. Znana je tudi poškodovana drevesna vrsta in volumenska struktura po 5-centimetrskih debelinskih stopnjah.

Prognoza

Pojavljanje vetrolomov je zelo težko napovedati dolgoročno (npr. za eno leto vnaprej), saj je pojav vetroloma zelo slučajen in predvsem odvisen od pojava močnega ali viharnega vetra (Ogris, 2007; Klopčič in sod., 2010). Vetrolom je možno z večjo verjetnostjo napovedati en ali največ nekaj dni pred nastankom, kadar imamo na voljo podatke o napovedi močnega ali viharnega vetra.

Snegolom nastane takrat, ko so krošnje dreves preobremenjene z veliko količino nakopičenega snega in se zaradi tega drevje lomi na manjših ali večjih površinah. Najnevarnejši je moker sneg, ki ob nizkih temperaturah zraka primrzne na podlago. Podobno kot pri vetrolomu tudi pri snegolomu ne moremo z veliko verjetnostjo napovedati njegovega nastanka, ker je njegov pojav preveč slučajen (Ogris, 2007).

Za žledolom obstaja model za dolgoročno prognozo za območje cele Slovenije (Ogris, 2007). Model ima prostorsko ločljivost 1 km × 1 km. Odvisna spremenljivka je delež sanitarne sečnje zaradi žledoloma od lesne zaloge v celici modela. Model je regresijsko odločitveno drevo. Korelacijski koeficient modela je 0,65. Model ima 105 neodvisnih spremenljivk, ki opisujejo podnebje, razmere v gozdu, tla, relief, pokrajinski vidik, sanitarno sečnjo in geološke razmere. Za

prognozo lahko spreminjamo vseh 105 spremenljivk ali pa samo določne (npr. podnebje in drevesna sestava).

3.8.5 Onesnažen zrak

Metoda spremljanja poškodb zaradi onesnaženega zraka je določena s Konvencijo o daljinskem transportu onesnaženega zraka (angl. Convention on Long-Range Transboundary Air Pollution), ki je bila sprejeta v okviru United Nations Economic Commission for Europe. Spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov poteka na sistematični mreži stalnih vzorčnih ploskev z dvema gostotama: 16×16 km in 4×4 km. Mreža 16×16 km služi za ocenitev stanja na ravni države, mreža 4×4 km pa ocenitev stanja na ravni gozdnogospodarskih območij. Spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov spada med splošne metode spremljanja stanja gozdov.

Vpliv onesnaženosti zraka na drevesa merimo z osutostjo. Osutost je okularno ocenjen delež (%) manjkajočih asimilacijskih organov (listov, iglic) v primerjavi z namišljenim normalnim drevesom istega socialnega položaja, iste drevesne vrste in z enakega rastišča (Kovač in sod., 2009). Ocenjuje se na 5 % natančno. Drevo se opazuje z mesta najboljše vidljivosti krošnje (nikoli proti soncu) z oddaljenosti vsaj ene drevesne višine. Vedno se ocenjuje samo primarno krošnjo.

Namen metode je ocena stanja in ne prognoza. Z metodo ocenjujemo stanje razvrednotenja in poškodovanosti gozdov na ravni države in gozdnogospodarskega območja. Del spremljanja razvrednotenja in poškodovanosti gozdov je ugotavljanje povzročiteljev poškodb, s čimer zagotovimo informacijo o njihovem vplivu na stanje krošenj (Jurc in Jurc, 2006).

Ugotavljanje povzročiteljev poškodb sestoji iz treh glavnih delov: opis simptomov, določitev povzročitelja in količinska ocena poškodbe. V okviru onesnaženega zraka je 7 skupin povzročiteljev: žveplov dioksid, divodikov sulfid, ozon, peroksi acetil nitrat, fluor, vodikov fluorid in drugo (Jurc in Jurc, 2006).

3.8.6 Ozon

V Sloveniji spremljamo poškodbe zaradi ozona na izbranih ploskvah intenzivnega monitoringa gozdnega ekosistema s pomočjo pasivnih vzorčevalnikov za spremljanje ozona (Kajdiš in sod., 2001; Lövblad in sod., 2004). Čas spremljanja je vegetacijska sezona. Frekvenca zbiranja je vsakih 14 dni (13 period). Pasivni vzorčevalniki kumulativno zbirajo količino nitratov (NO_3). Z uporabo pretvorbenih funkcij koncentracije nitratov preračunamo v ustrezne koncentracije ozona.

Poleg pasivnih vzorčevalnikov uporabljamo še metodo opazovanja ozonskih poškodb na vegetaciji. V bližini vsake ploskve, kjer je potekalo pasivno merjenje koncentracije ozona, izberemo površino s polmerom približno 500 m in gozdnim robom, ki je izpostavljen svetlobi in je daljši od 10 m (Kajdiš in sod., 2001; Lövblad in sod., 2004). Na takšnem gozdnem robu zabeležimo vse drevesne vrste in ocenjujemo njihovo poškodovanost zaradi troposferskega ozona. Ocene poškodb moramo opraviti od julija do začetka septembra (za listavce) in od oktobra do februarja (za iglavce).

Poškodovanost razvrstimo v štiri razrede:

- 0 ni znakov ozonskih poškodb,
- 1 1–5 % listov kaže znake ozonskih poškodb,
- 2 6–50 % listov kaže znake ozonskih poškodb,
- 3 več kot 50 % listov kaže znake ozonskih poškodb.

Namen spremljanja poškodb zaradi ozona je oceniti potencialno tveganje zaradi troposferskega ozona na gozdno vegetacijo. Z zgoraj navedenimi metodami dobimo kvantitativno oceno poškodovanosti gozdne vegetacije na ožjem proučevanem območju v obravnavanem letu.

3.8.7 Kozlički iz rodu žagovinarjev (*Monochamus* Dejean, 1821)

Namen metode je spremljanje gostote populacije vektorjev borove ogorčice, *Bursaphelenchus xylophilus* (Steiner & Buhner) Nickle, 1970. Za spremljanje stanja žagovinarjev uporabljamo črne pasti "cross-vane traps" Witaprall® (Witasek PflanzenSchutz GmbH) z atraktanti alfa-pinen in etanol. Vzorce nabiramo enkrat na mesec od julija do novembra (Koželj, 2010). Vektorje borove ogorčice spremljamo v 60–80 let starih, strnjenih sestojih iglavcev, in sicer v sestojih črnega bora (*Pinus nigra* Arnold), alepskega bora (*P. halepensis* Miller), rdečega bora (*P. sylvestris* L.), navadne jelke (*Abies alba* Miller) ter navadne smreke (*Picea abies* (L.) Karsten). Lokacije vzorčenja so v izbranih borovih sestojih v submediteranski in predalpski ekološki regiji, navadne smreke v alpski, navadne jelke pa v dinarski ekološki regiji, in sicer na lokacijah s povečanim tveganjem za pojav borove ogorčice.

3.8.8 Javorov rak (*Eutypella parasitica* R.W. Davidson & R.C. Lorenz, 1938)

Spremljanje javorovega raka je primer metode, s katero pridobivamo podatke o razširjenosti tujerodnega škodljivega organizma in ga hkrati zatiramo.

Strokovni delavci ZGS morajo pri svojem rednem delu prepoznati pojav javorovega raka na podlagi znakov prepoznavanja, pri čemer morajo upoštevati možnosti zamenjave z drugimi škodljivimi organizmi (Ogris, 2011a).

Vsako najdbo javorovega raka zabeležimo in zatiramo. Zatiralna dela zagotovimo z izdajo odločbe za izvedbo redne sečnje v dogovoru z lastnikom. Rok sečnje je lahko eno leto. Na odločbo je treba dopisati izrek: "Rakavo rano je treba izrezati vsaj 50 cm nad in pod rano in obrniti z rano proti tlom ali pa naj se oboleli del javora čim prej sežge na licu mesta."

Poročanje o najdbi vsakega javorovega raka izvedemo v programu za beleženje poseka (xTi, ZGS) v polju ŠD ob vnosu označenih javorov za posek zaradi javorovega raka. Poročamo ločeno za gorski javor (*Acer pseudoplatanus* L.), ostrolistni javor (*A. platanoides* L.) in maklen (*A. campestre* L.) pri vrsti sečnje zaradi bolezni. Prostorska ločljivost je gozdni odsek oz. v primeru posamične najdbe točka.

4 INFORMACIJSKI SISTEM ZA VARSTVO GOZDOV SLOVENIJE

Informacijski sistem za varstvo gozdov Slovenije povezuje vse enote prognostičnih osnov za varstvo gozdov: zbiranje podatkov, modeliranje in prognozo. Njegov osnovni namen je upravljanje s podatki, ki predstavljajo temeljno enoto v prognostičnih osnovah. Delujoč in zanesljiv informacijski sistem, ki nudi tako aktualne kot arhivske podatke, je podlaga za katerokoli prognostično metodo. V nadaljevanju predstavljamo razvoj in delovanje elektronskega informacijskega sistema za varstvo gozdov v Sloveniji (EVG).

EVG je pripomoček pri:

- izpolnjevanju obveznosti Zavoda za gozdove Slovenije (ZGS) in Gozdarskega inštituta Slovenije (GIS) po Zakonu o gozdovih, Pravilniku o varstvu gozdov, Zakonu o varstvu rastlin in drugih pravnih aktih, ki urejajo področje varstva gozdov (EU idr.),
- izdelavi letnih zbirnih poročil po krajevnih enotah, območnih enotah in centralni enoti ZGS,
- izdelavi drugih poročil (npr. za gozdnogospodarske načrte),
- analizi podatkov,
- izobraževanju,
- komunikaciji s strokovnjaki s področja varstva gozdov,
- ugotavljanju pravega vzroka poškodbe in
- izvajanju prognoz v varstvu gozdov.

EVG predstavlja informacijsko središče za varstvo gozdov v Sloveniji. Pri gradnji sistema EVG smo upoštevali naslednja načela in usmeritve:

- sistem je uporaben pripomoček na vseh ravneh ZGS,
- olajša in izboljša delovni proces,
- poveča kakovost poročil in zagotavlja uniformiranost poročil,
- enostavnost uporabe,
- prijaznost do uporabnika,
- ne podvaja vnosov istih podatkov,
- omogoča sledljivost in kontrolo zapisov,
- je vir znanja.

Sistem EVG je sestavljen iz dveh enot. Prvo enoto predstavlja podatkovna zbirka EVG, drugo portal (slika 14).

4.1 PODATKOVNA ZBIRKA EVG

Podatkovna zbirka EVG je osrednje skladišče podatkov varstva gozdov v Sloveniji. Urejamo jo s pomočjo računalniške aplikacije za varstvo gozdov (VG), ki smo jo razvili v okviru naše raziskave. Cilj aplikacije VG je pokrivati celotno elektronsko poslovanje za področje varstva gozdov. Dostop je omejen z uporabniškim imenom in geslom. Uporabniki računalniške aplikacije VG so revirni gozdar, vodja krajevne enote, vodja odseka za gojenje in varstvo gozdov na območni enoti, oddelek za gojenje in varstvo gozdov na centralni enoti ZGS in oddelek za varstvo gozdov na GIS. Pravice za uporabo programa so uporabniku dodeljene glede na njegovo delovno mesto oz. pooblastila. Lastnik podatkov, ki izhajajo iz podatkovnih zbirk ZGS oz. jih ZGS vnaša neposredno v program VG, je ZGS. Lastnik aplikacije VG je GIS, ki aplikacijo razvija, vzdržuje in nadgrajuje v sodelovanju z ZGS.

Vhod v zbirko EVG predstavlja vnos podatkov po obrazcih:

- Poročilo o pojavu škodljivih dejavnikov (ŠD) žive in nežive narave v gozdu (Priloga 7 Pravilnika o varstvu gozdov),
- Zbirno poročilo o pojavu podlubnikov (Priloga 5 Pravilnika o varstvu gozdov),

- spremljanje stanja škodljivih dejavnikov za gozd (21. člen Pravilnika o varstvu gozdov),
- Obvestilu o pojavu poškodb drevja (Katalog znanj) in podatki za Fitonadzor (Fitosanitarna uprava RS, vzorčenje),
- Poročilo o požaru (Priloga 3 Pravilnika o varstvu gozdov). Poročilo o požaru je obojestransko povezano s SPIN-om (Informacijski sistem Uprave RS za zaščito in reševanje o nesrečah in intervencijah, podatki o požarih in drugih naravnih nesrečah).

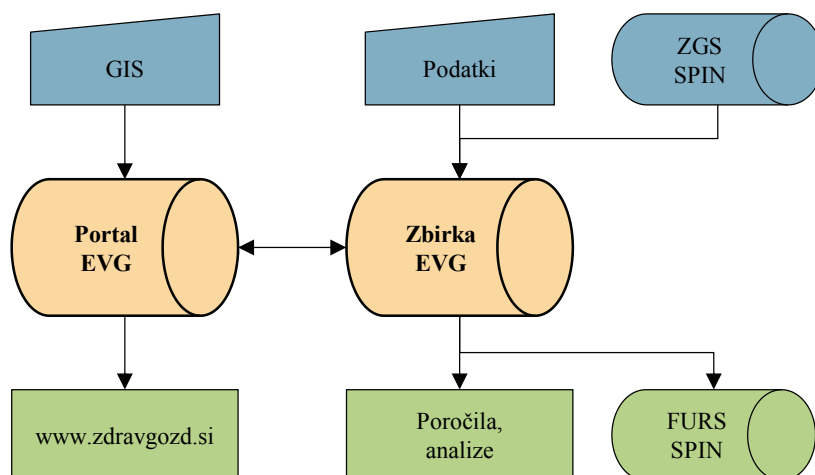
Zbirka EVG je povezana z več enotami v sistemu in izven njega (slika 14): s spletnim portalom EVG, z zbirkami ZGS xTi, xGj, s SPIN-om, s Fitonadzorom.

Podatki v zbirki EVG bodo namenjeni za interno rabo javne gozdarske službe: poročila (mesečna, letna, poljubna, po predlogi, karte), analize, izvoz podatkov, avtomatski prenos podatkov v SPIN.

Iz zbirke EVG so javno dostopni naslednji podatki:

- podatki, ki so javni v skladu z veljavno zakonodajo (npr. ne smejo se prikazovati podatki o najdbah karantenskih organizmov, ker je za to pristojen FURS);
- podatki, ki so bili potrjeni na vseh ravneh ZGS;
- povzeti podatki, kot so vsote, povprečja itd.;
- podatki, ki so uporabljeni za namene modeliranja, napovedovanja (prognoze) pojavljanja škodljivih dejavnikov za gozd in za prikazovanje njihove razširjenost;

Uporaba podatkov se bo povečevala in širila, vendar vedno v skladu z dogovorom med GIS, ZGS in MKGP.



Slika 14: Shema povezav med podatkovnimi zbirkami v sistemu EVG

Razvoj aplikacije VG je potekal po naslednjih korakih:

- zbiranje informacij o potrebah uporabnikov,
- razvoj modela zbirke in njena implementacija,
- razvoj računalniške aplikacije VG.

4.1.1 Zbiranje informacij o potrebah uporabnikov

Aplikacija VG bo zamenjala obstoječi papirnati sistem, zato smo najprej anketirali vse ravni v ZGS, povezane s sistemom. Z anketo smo želeli ugotoviti, kaj kdo dela in kaj potrebuje iz zbirke EVG. Z anketo smo ugotovili tudi, kaj si želijo, da je v novem sistemu drugače, tj. identificirali smo probleme in omejitve obstoječega papirnatega sistema, ki jih bomo v novem sistemu rešili. Zbrali smo vse obrazce, poročila in druge dokumente, ki so del obstoječega papirnatega sistema, kar je bil pripomoček pri oblikovanju zbirke EVG in aplikacije VG.

V obdobju od 31. avgusta do 17. septembra 2010 smo izvedli elektronsko anketo glede sistema e-varstva gozdov Slovenije. Anketa je imela 13 vprašanj (gl. prilogo 2). Prejeli smo 136 odgovorjenih anket. Odgovarjali so revirni gozdarji (44,9 %), vodje krajevnih enot (44,1 %) in vodje odsekov za gojenje in varstvo gozdov na območnih enotah Zavoda za gozdove Slovenije ter vodja službe za varstvo gozdov na centralni enoti (11,0 %). V tej fazi smo izvedli tudi več sestankov z odgovornimi za informacijski sistem na ZGS in Upravi RS za zaščito in reševanje. Skoraj vsi anketiranci (94,9 %) bodo uporabljali storitve e-varstva gozdov, s čimer izražajo potrebo po takšnem sistemu. Večji delež anketirancev (80 %) bo uporabljalo forum. 50,4 % anketirancev meni, da bi sistem imel dva foruma, eden bi bil odprt za javnost, drug pa zaprt za gozdarje. Večina anketirancev (83,6 %) se strinja, da bi v sečno pravilni manual in posledično v xTi dodali novo polje, s katerim bi natančneje določili povzročitelja varstveno sanitarne sečnje. Večji delež anketirancev (73,0 %) se strinja, da pripravimo elektronski obrazec za urejanje podatkov iz kontrolnih pasti za podlubnike. Večji delež anketirancev (74,8 %) meni, da bo elektronski vnos podatkov v zbirko e-varstva gozdov zanje pomenil več dela, vendar večina anketirancev (88,6 %) meni, da bo korist (uporabnost) sistema večja od vloženega dela. Poleg tega je anketa zbrala dragocene podatke o dodatnih vsebinah za portal, o pomanjkljivostih obstoječih programov (xTi in xGj) in o poročilih, ki si jih želijo prihodnji uporabniki. Podrobne rezultate ankete podajamo v prilogi 3.

4.1.2 Model zbirke

Razvoj modela zbirke je bil sestavljen iz več podnalog:

- Določitev enot zbirke: iz rezultatov ankete in zbiranja informacij smo določili ključne in jasno ločene elemente zbirke. Vsaki enoti smo priredili svojo preglednico.
- Ko smo vse enote zbirke določili, smo jih predstavili še grafično v obliki modela zbirke. Model zbirke smo pozneje uporabili pri izgradnji zbirke (implementaciji).
- Določitev vrste podatkov za vsako enoto v zbirki: določili smo vrste podatkov, ki se bodo shranjevali v vsako preglednico zbirke. Določili smo stolpce za vsebinske in kategorične podatke in polja, ki so relacijsko povezane z drugimi preglednicami. Določili smo vrsto identifikacije za vsak zapis za vsako preglednico posebej.
- Določitev relacij med enotami zbirke: v tej fazi smo analizirali vse enote zbirke in določili, kako so povezani med seboj ter dodali relacijske stolpce, ki so povezali eno tabelo z drugo.
- Določitev indeksov: določitev indeksiranih polj v vsaki preglednici. Indeksiranje pohitri delovanje podatkovne zbirke pri operacijah iskanja, razvrščanja in združevanja po tem polju.
- Logične kontrole: v vsako preglednico na nivoju podatkovne zbirke smo vgradili logične kontrole vnosa (preverjanje podvojitve, preverjanje obsega vrednosti pri določenih poljih idr.).

Podatkovna shema je v prilogi 4. Model podatkovne zbirke smo implementirali v programski opremi Microsoft SQL Server.

4.1.3 Računalniška aplikacija VG

Aplikacija VG je po tipu spletna aplikacija, ki sloni na uporabi n-nivojske arhitekture aplikacij (v našem primeru 5-nivojska). To je arhitektura, ki vključuje: podatkovni strežnik, aplikacijski strežnik, ArcGIS strežnik, spletni strežnik in odjemalca. Uporabniški sistem je zelo razbremenjen, saj se pri njem izvaja le uporabniški vmesnik, vse ostale naloge pa so razporejene na namenske strežnike.

Podatkovni strežnik je strežnik z nameščeno programsko opremo Microsoft SQL Server, ki nudi storitev podatkovne zbirke EVG. Aplikacijski strežnik nudi storitve zagona aplikacije in njegovih delov. Spletni strežnik nudi storitev portala EVG. ArcGIS strežnik je strežnik za podporo prostorskemu informacijskemu sistemu (PIS). Njegove naloge so: izris kart, pregled kart pri vseh merilih, iskanje po karti, določanje točkovnih lokacij, izris poligonov (požari in drugi škodljivi

dejavniki), ki se neposredno shranjujejo v osrednjo zbirko EVG, izvedba prostorskih poizvedb po vseh grafičnih slojih, izvajanje grafičnih operacij (npr. presek), prostorsko modeliranje idr. Vse funkcije ArcGIS strežnika so dostopne iz aplikacije VG. Uporabnik mora imeti pri sebi le aplikacijo VG in internetno povezavo.

Varnostni nivoji in načini varovanja v aplikaciji VG:

- omrežni nivo: za dostop se uporablja uporabniško ime in geslo,
- aplikacijski nivo: uporabljajo se varnostni mehanizmi, ki so vgrajeni v aplikacijo,
- nivo podatkovnega strežnika: za različne skupine uporabnikov se kreirajo njihove "vloge" in se jim dodelijo ustrezna dovoljenja za dostop do podatkov,
- varna komunikacija med uporabnikom (odjemalcem) in strežnikom,
- varnostna kopija podatkovne zbirke enkrat dnevno lokalno in na drugo lokacijo.

Določena je varnostna politika računalniške aplikacije VG. Cilj varnostne politike je zmanjšanje poslovnih tveganj ter določitev pravil, vlog in odgovornosti informacijske varnosti VG. Informacijska varnostna politika VG vključuje elemente mednarodnega standarda ISO/IEC 27002 (Information technology: Security techniques, Code of practice for information security management). V varnostni politiki VG so določena naslednja področja varovanja: organiziranost varovanja, dolžnosti, pristojnosti in odgovornosti, skrbniki informacijske varnosti, zagotavljanje varnega okolja (varovana območja, varovanje opreme), upravljanje z informacijskimi sistemi, načrtovanje nadgradnje sistema, zaščita pred zlonamerno programsko opremo, načrtnimi napadi in vdori ter neustrezno uporabo sredstev informacijskega sistema, obvladovanje dostopov, razvijanje in vzdrževanje programske opreme, neprekinjeno poslovanje, preverjanje in dopolnjevanje informacijske varnostne politike ter tehnološke skladnosti.

Posodobitve aplikacije VG: program Varstvo gozdov se posodablja sam. Ob vsakem zagonu program sam preveri, ali je na voljo nova različica.

Aplikacijo smo razvili v programskem okviru Microsoft .NET Framework 4.0 in programski opremi Microsoft Visual Studio 2010. Računalniško aplikacijo VG smo razvijali po naslednjih razvojnih stopnjah:

1. Oblikovanje obrazcev za vnos in urejanje podatkov za prognostični del službe PPD. Pri oblikovanju smo upoštevali obstoječe papirnate obrazce, rezultate ankete in druge izboljšave, ki smo jih ugotovili po kritični reviziji obstoječega sistema. Oblikovali smo naslednje obrazce: Poročilo o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu, Obvestilo o pojavu poškodb drevja (Katalog znanj), Poročilo o požaru, Evidenca ulova podlubnikov v kontrolno-lovne pasti.
2. Razvoj obrazcev za tiskanje poročil in analiz, kot je bilo razvidno iz faze zbiranja informacij (anketiranja).
3. Urejanje uvoza in izvoza podatkov iz in v sistem SPIN po dogovorjenem podatkovnem protokolu.
4. Testiranje aplikacije na ZGS.
5. Razvoj pomoči programa in priročnika uporabe.
6. Namestitev aplikacije VG h končnemu uporabniku.
7. Izobraževanje uporabnikov.
8. Vzdrževanje aplikacije VG.

Obsežen opis in delovanje aplikacije VG najdemo v Priročniku za računalniški program Varstvo gozdov (Ogris, 2012).

4.2 SPLETNI PORTAL

Spletni portal EVG predstavlja javno informacijsko središče za varstvo gozdov v Sloveniji. Dostop do portala EVG je javen preko medmrežja na naslovu <http://www.zdravgozd.si>. Portal ureja GIS. Namen portala EVG je:

- posreduje znanje o varstvu gozdov, izobražuje "on-line",
- spodbuja komunikacijo na temo varstva gozdov,
- sporoča javnosti aktualna dogajanja o varstvu gozdov.

Razvoj portala in njegovih vsebin je povzet po Ogris (2011b).

4.2.1 Razvoj portala

Portal EVG smo razvijali v programskem okviru Microsoft .NET Framework 4.0 in programski opremi Microsoft Visual Studio 2010 Professional. Podatkovna zbirka je bila zasnovana v Microsoft SQL Server 2005 Standard.

Pri razvoju portala EVG smo upoštevali naslednje standarde: HTML 4.01 (Raggett in sod., 1999), XHTML 1.0 (Pemberton in sod., 2002), CSS 2.1 (Bos in sod., 2010). Pri oblikovanju portala EVG smo sledili usmeritvam, ki sta jih podala Lynch in Horton (2009). Uporabili smo spletni razvojni model ASP.NET 4 (Microsoft, 2011). Programski jezik portala EVG je Microsoft Visual Basic 2010 v sklopu Microsoft Visual Web Developer 2010; aktivna vsebina pri uporabniku se zaganja v programskem jeziku Java. Pri zasnovi relacijske podatkovne zbirke, iz katere se črpajo podatki za portal EVG, smo upoštevali sintakso in priporočila v Microsoft SQL Server 2005 Books Online (Microsoft, 2009). Podatkovno shemo za najboljše enote spletnega portala prikazujemo v prilogi 5 (priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja, PPD-poročila, Novice iz varstva gozdov).

4.2.2 Vsebine portala

Vsebine portala EVG so:

- priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja,
- elektronska revija Novice iz varstva gozdov,
- izobraževalno gradivo o varstvu gozdov,
- letna poročila Zavod za gozdove Slovenije o pojavu podlubnikov, o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu ter o gozdnih požarih,
- arhiv PPD-poročil in elaboratov,
- analiza sanitarne sečnje,
- predpisi, povezani z varstvom gozdov,
- posebni nadzori škodljivih organizmov, povezani z gozdarstvom,
- dogodki s področja varstva gozdov,
- koristne povezave,
- kontakti za varstvo gozdov iz naslednjih organizacij: Gozdarski inštitut Slovenije, Biotehniška fakulteta, Zavod za gozdove Slovenije, Fitosanitarna uprava Republike Slovenije, gozdarski inšpektorji, posebni nadzori škodljivih organizmov, gozdne drevesnice.

4.2.3 Priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja

Priročnik vsebuje opise bolezni, škodljivcev in drugih škodljivih dejavnikov za gozd. Vsebuje opise simptomov in poškodb s slikovnim gradivom.

Priročnik nudi različne načine iskanja povzročitelja poškodb drevja (Ogris, 2010):

- enostavni iskalnik, to je čarovnik, ki vodi uporabnika do določitve povzročitelja poškodbe v treh korakih: uporabnik najprej izbere drevesno vrsto, potem poškodovan del rastline in na koncu simptom. To je enostaven ključ za določanje povzročiteljev poškodb drevja. V

prilogi 1 smo pripravili del enostavnega iskalnika, ki se nanaša na primarni vzrok sanitarnega poseka;

- napredni iskalnik – v tem iskalniku uporabnik najde povzročitelja poškodbe drevesa z določitvijo več iskalnih pogojev naenkrat, npr. naziv povzročitelja, naziv gostitelja, določitve dela poškodovane rastline, tipa bolezni, skupine škodljivih dejavnikov, vrste parazita, simptoma, razvojne faze;
- iskanje po abecednem seznamu – če uporabnik pozna ime povzročitelja (latinsko, slovensko, angleško), ga lahko hitro najde v tem seznamu;
- iskanje na podlagi taksonomije – uporabnik lahko najde povzročitelja poškodb drevja na podlagi poznavanja njegove taksonomije. Uporabnik lahko pregleduje rezultate iskanja enostavnega in naprednega iskalnika v obliki preglednice ali slikovnega gradiva.

Posamezen zapis povzročitelja poškodb drevja vsebuje naslednje podatke: naziv (latinski, slovenski, angleški, nemški), sinonim, taksonomska uvrstitev, skupina organizmov, tip bolezni, frekvenca pojavljanja, vrsta parazita, razširjenost, morfolologija, biologija, ekonomske posledice, sovražniki, ukrepi ob najdbi, obseg poškodbe, poškodovani deli rastline, gostitelji, razvojna faza gostitelja, simptomi, možne zamenjave z drugimi povzročitelji.

Sestavni del priročnika je tudi slovar strokovnih pojmov s področja varstva gozdov, v katerem so gesla razvrščena po abecednem redu.

4.2.4 Novice iz varstva gozdov

Novice iz varstva gozdov je prosto dostopna elektronska revija, ki jo izdaja Gozdarski inštitut Slovenije. Registrirana je pod ISSN 1855-8348. Njen cilj je sporočati javnosti novice s področja varstva gozdov, predstaviti aktualne probleme v varstvu gozdov ter opisati biotske in abiotske škodljive dejavnike za gozd. Revija je začela izhajati leta 2008. Nova številka revije izide enkrat na leto. Takrat pripravimo PDF-dokument, ki vsebuje vse prispevke izdane številke. Na revijo se lahko tudi naročimo. Ob izidu nove številke naročnik dobi obvestilo o novi številki Novic iz varstva gozdov v svoj e-poštni nabiralnik.

V sklopu revije je tudi iskalnik prispevkov, ki uporabnikom omogoča poiskati določen prispevek. Uporabnik lahko išče po naslovu prispevka, avtorjih, po polnem besedilu, po naslovu slik ali vseh poljih naenkrat. Rezultate iskanja lahko pregledujemo v obliki seznama ali slikovnega gradiva.

4.2.5 Gradivo

Na portalu EVG smo gradivo razdelili na naslednje enote: izobraževalno gradivo, letna poročila ZGS (poročila o pojavu podlubnikov, o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu, o gozdnih požarih), poročila in elaborati službe PPD, analiza sanitarne sečnje, predpisi, povezani z varstvom gozdov, posebni nadzori škodljivih organizmov.

PPD-poročila so med gradivi najobsežnejša enota. Digitalizirali smo arhivska poročila od leta 1982 naprej in jih procesirali z optično prepoznavo znakov (OCR, angl. Optical Character Recognition), kar je omogočilo iskanje po polnem besedilu. Od vseh avtorjev in soavtorjev smo pridobili pisno dovoljenje za javno objavo njihovih poročil in elaboratov v elektronski obliki. Uporabnik lahko išče PPD-poročila v pripravljenih seznamih: seznam poročil po letih, seznam poročil po avtorjih, seznam poročil po gozdnogospodarskih območjih (GGO). Drug način iskanja PPD-poročil je napreden način, v katerem uporabnik podrobneje določi pogoje iskanja. V naprednem načinu lahko uporabnik določi polje, po katerem želi izpeljati iskanje (avtor, leto, naslov, besedilo, viri), GGO, način iskanja (se začne z, vsebuje, se konča z) in iskalni niz. Prednost naprednega načina iskanja je, da uporabnik hitreje najde zeleno PPD-poročilo, saj lahko ta način vrne manj zadetkov kot prej omenjeni seznam. PPD-poročila lahko pregledujemo v formatu PDF (npr. z bralnikom Adobe Acrobat Reader®) ali pa v golem besedilu (brez slik in preglednic), ki je rezultat OCR.

Analiza sanitarnega poseka omogoča poljubno poizvedbo po sanitarnem poseku v Sloveniji. Uporabniku je na voljo več vrst analiz: količina po letih, po vrsti sečnje, po drevesni vrsti in po GGO. Količina sanitarnega poseka se lahko prikazuje kot volumen (m³), število dreves, delež celotnega poseka in delež sanitarnega poseka. Uporabnik lahko pri poizvedbi določi pogoje poizvedbe: prostorska enota (GGO), časovno obdobje, vrsta sanitarne sečnje, drevesna vrsta. Rezultati poizvedbe se prikažejo v grafikonu in preglednici. V primeru vrste analize po GGO lahko rezultate izrišemo na pregledni karti.

4.2.6 Splošno iskanje po portalu

V glavi portala se nahaja splošni iskalnik po portalu. Splošni iskalnik omogoča iskanje po vseh vsebinah portala naenkrat. Uporaba je zelo preprosta: uporabnik vpiše ključno besedo v enovrstično iskalno polje in potrdi iskanje. Zadetki se izpišejo v naslednjem formatu: naslov dokumenta, izsek vsebine in sklop portala, na katerega se nanaša dokument. Izpiše se deset zadetkov na stran. Po straneh rezultatov iskanja se premikamo s povezavami na dnu vsake strani. Če splošno iskanje vrne veliko zadetkov, lahko rezultate iskanja zožimo s pomočjo orodja, ki se nahaja pod menijem levo. Rezultate iskanja lahko zožimo tako, da izberemo kategorijo, ki nas bolj zanimajo, npr. priročnik, slovar, Novice iz varstva gozdov, predpisi, PPD-poročila, kontakti idr. Če iščemo bolj podrobno po priročniku za določevanje vzrokov poškodb drevja ali Novicah iz varstva gozdov, lahko rezultate iskanja pregledujemo tudi v obliki slikovnega gradiva.

4.2.7 Prognoze

Vsebina portala so tudi prognoze škodljivih dejavnikov za gozd v Sloveniji. Prognoze so na portalu razvrščene na dolgoročne in kratkoročne ter po vrsti škodljivega dejavnika za gozd. Vsaka prognoza je opremljena z opisom modela, s katerim je bila izračunana. Uporabnik lahko glede na lastnosti prognoze izbira časovno obdobje in prostorsko enoto, ki ga zanima. Rezultati poizvedbe se vrnejo uporabniku v obliki grafikona, preglednice ali karte.

5 PRIMERI MODELOV

5.1 OCENA TVEGANJA ZA JAVOROV RAK

Oceno tveganja za širjenje javorovega raka (*Eutypella parasitica* R.W. Davidson & R.C. Lorenz) v Sloveniji zaradi podnebnih sprememb so izvedli Ogris in sod. (2007) z modelom na podlagi indeksa.

5.1.1 Namen modela in definicija sistema

Namen modela je narediti oceno tveganja širitve javorovega raka v Sloveniji. Za ta namen smo prilagodili model, ki je bil razvit za potrebe ocene tveganja za javorov rak za Evropo (Ogris in sod., 2006), katerega ogrodje je bilo povzeto po modelu za oceno tveganja zaradi fitoftorne sušice vejic (*Phytophthora ramorum* Werres, De Cock & Man in 't Veld) (Meentemeyer in sod., 2004). Model je prilagojen lastnostim in razširjenosti glive *Eutypella parasitica*. Prostorska ločljivost modela je 1 km × 1 km. Model velja za celotno območje Slovenije. Časovna ločljivost je 1 leto.

5.1.2 Spremenljivke in zgradba modela

V model smo vključili tri spremenljivke, ki opisujejo prostorsko razširjenost javorov in podnebne razmere, to so indeks gostiteljev, temperatura in padavine.

Uporabili smo enačbo modela na podlagi indeksov (1). Uteži in rangi spremenljivk temeljijo na terenskih in laboratorijskih študijah simptomov bolezni na različnih gostiteljih. Posebna pozornost je namenjena tako razlikam med gostitelji, ki omogočajo širjenje glive, kot tudi različnim vplivom okoljskih dejavnikov na preživetje, reprodukcijo in prenos glive. Metode določitve uteži (preglednica 9) in rangov (preglednica 10), ki predstavljajo vhodne podatke za enačbo modela (1), so opisane v Ogris in sod. (2007). Napovedi tveganja širjenja so bile izračunane za vse mesece v letu. Povprečje vseh 12 mesečnih kart je dalo kumulativno karto nevarnosti širjenja v štirih razredih.

Model vključuje tudi podmodel za ocenjevanje potencialne razširjenosti javorov v različnih scenarijih podnebnih sprememb (Ogris in Jurc, 2007). Podmodel smo vključili v izračunih modela za podnebne spremembe. Scenarije podnebnih sprememb je pripravil Bergant (2006, 2007). Scenarije smo predstavili v poglavju 5.2.2.

Preglednica 9: Uteži, ki smo jih priredili spremenljivkam v modelu nevarnosti širjenja *Eutypella parasitica*, ki so rangirani od 2 do 6, tj. od najmanjšega do največjega pomena (Ogris in sod., 2007).

Spremenljivka	Utež
Indeks gostiteljev	6
Padavine	2
Temperatura	2

Preglednica 10: Intervali za spremenljivke in prirejeni rangi v modelu nevarnosti širjenja *Eutypella parasitica*, ki so rangirani od 0 do 5, tj. od najmanj do najbolj ugodnih razmer za širjenja patogena (Ogris in sod., 2007).

Rang	Indeks gostiteljev	Padavine (mm)	Temperatura (°C)
5	466–580	> 100	8–9
4	351–465	81–100	7–8; 9–10
3	236–350	61–80	6–7; 10–11
2	121–235	41–60	5–6; 11–12
1	6–120	21–40	4–5; 12–13
0	-	≤ 20	< 4; > 13

5.1.3 Predpostavke in omejitve modela

V tem modelu je tveganje širjenja definirano kot potencial nekega območja za tvorbo trosov in nadaljnje širjenje bolezni na druge javore in območja. Ta model se osredotoča na naravne načine

širjenja boleznin in ne upošteva širjenja boleznin na daljše razdalje s pomočjo človeka kot npr. transport okuženih hlodov ali sadik.

Naš model obravnava najverjetnejši primer, tj. celica modela se okuži z *Eutypella parasitica*, bolezen postane v celici ustaljena in posledično celica služi kot vir nadaljnjih okužb v svoji okolici. Zato imajo celice z majhnim številom gostiteljev majhno oceno tveganja, ker je manj verjetno, da bodo takšne celice vir nadaljnjih okužb. Kljub temu javore v takšni celici lahko okuži omenjena gliva, saj se nahaja v tej celici vsaj toliko dolgo, dokler je drevo živo.

V modelu smo uporabili povprečne mesečne podatke o temperaturi in padavinah. Gliva ne raste in sprošča trosov glede na povprečno temperaturo in povprečne padavine, ampak glede na trenutne vremenske razmere.

5.1.4 Kalibracija

Model je bil kalibriran s podatki o razširjenosti boleznin v Severni Ameriki. Umerili smo temperaturne intervale tako, da so se ujemali s srednjo mesečno temperaturo okoli Velikih jezer v Severni Ameriki, kjer je pojavnost boleznin največja (Ogris in sod., 2006). Kalibracija je povzročila, da je najugodnejša temperatura za rast glive in sproščanje trosov bistveno nižja, kot so to izmerili laboratorijski testi (Lachance, 1971; Johnson in Kuntz, 1979). Postopek kalibracije je zmanjšal najugodnejšo temperaturo 24–28 °C na 8–9 °C (preglednica 10). Kalibracija padavin ni bila potrebna.

5.1.5 Ocena veljavnosti

Veljavnost modela smo preverjali glede na to, kako se obstoječa najdišča z javorovim rakom ujemajo s postavljenimi rangi upoštevanih spremenljivk v modelu in po rangih ocene tveganja širjenja (Ogris in sod., 2007). Ocena veljavnosti modela je dobra, saj se večino (83 od 111) zabeleženih okužb nahaja v celicah, ki so bile ocenjene z rangom tveganja 3, zato lahko ocenjujemo napovedi modela kot srednje verjetne.

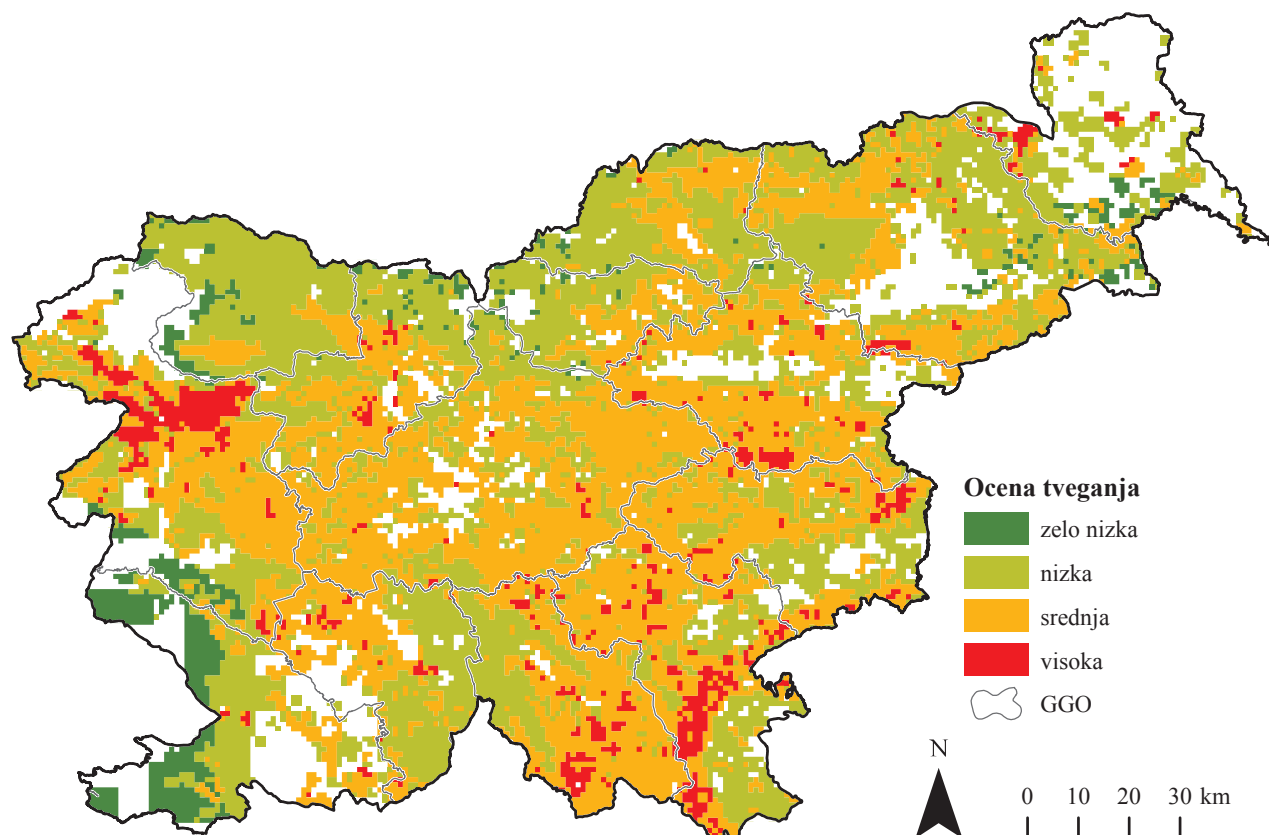
5.1.6 Rezultati

Ocena tveganja zaradi glive *Eutypella parasitica* je bila izračunana za 12 mesecev, povprečje podaja kumulativno oceno tveganja (slika 15). Uporabili smo okvir gozdnogospodarskih območij (GGO) za prikaz površin po različnih stopnjah tveganja (preglednica 11).

V Sloveniji je 8 % gozdov z visokim tveganjem pojavitve javorovega raka. Večja območja z visokim tveganjem se nahajajo v GGO Tolmin in Novo mesto (preglednica 11), manjša območja z visokim tveganjem se nahajajo v GGO Kočevje, Celje, Murska Sobota idr. Območja z visokim tveganjem so manjša, tj. povprečno okoli 5 km² (preglednica 12). Največje zvezno območje, tj. 191 km² z visokim tveganjem se nahaja v GGO Tolmin. Območja visokega tveganja zaradi *Eutypella parasitica* se po modelu nahajajo na tistih predelih, kjer se visok indeks gostiteljev ujema z ugodnimi podnebnimi razmerami. Na teh območjih so načeloma zelo ugodni podnebni pogoji za širjenje boleznin in imajo visok indeks gostiteljev, kar pomeni, da se tam nahaja več vrst javorov, lesna zaloga je ugodna in razdalja med njimi ni prevelika.

Srednje tveganje zaradi javorovega raka je ocenjeno na 43 % površine gozdov. Območja s srednjim tveganjem se nahajajo v GGO Ljubljana, Celje, Brežice, Kočevje in Novo mesto (preglednica 11). Vrstni red se sklada s številom najdb po posameznih območjih. Srednje tveganje pokriva največja območja (preglednica 12), tj. povprečno 25 km². Največje območje srednjega tveganja se razteza od Nove Gorice do meje s Hrvaško ter se raztegne do juga in severa Slovenije. Srednje tvegana območja imajo zelo visoko in visoko rangirane temperaturne razmere, padavin je na splošno zadosti in indeks gostiteljev je zadosten. Na teh območjih je veliko gorskega javorja in maklena.

Model ocenjuje 44 % površin gozdov z nizkim tveganjem zaradi javorovega raka. GGO Bled, Slovenj Gradec, Nazarje, Murska Sobota, Maribor, Postojna in Kranj imajo več kot polovico površine GGO nizko oceno tveganja (preglednica 11). Območja z nizko oceno tveganja so povprečno velika 14 km² (preglednica 12). Največje območje nizkega tveganja je v severni Sloveniji, tj. območje Julijskih Alp, Karavank in Savinjskih Alp, ki pokrivajo skupaj 1980 km².



Slika 15: Ocena tveganja zaradi okužbe z *Eutypella parasitica* v Sloveniji

Preglednica 11: Površine po vseh stopnjah tveganja zaradi glive *Eutypella parasitica* v vseh GGO v Sloveniji (v km² in % površine GGO)

GGO	Površina (km ²)	Visoko tveganje		Srednje tveganje		Nizko tveganje		Zelo nizko tveganje	
		km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
Tolmin	1929	395	20	909	47	556	29	69	4
Bled	1231	1	0	139	11	1024	83	67	5
Kranj	836	33	4	340	41	430	51	33	4
Ljubljana	1382	14	1	967	70	393	28	8	1
Postojna	972	49	5	412	42	512	53	0	0
Kočevje	981	108	11	578	59	296	30	0	0
Novo mesto	1503	321	21	756	50	426	28	0	0
Brežice	789	58	7	498	63	233	30	0	0
Celje	718	62	9	456	64	195	27	3	0
Nazarje	480	1	0	141	29	317	66	22	5
Slovenj Gradec	628	2	0	139	22	469	75	17	3
Maribor	881	20	2	341	39	507	58	13	1
Murska Sobota	401	34	8	57	14	261	65	49	12
Sežana	1020	14	1	236	23	443	43	327	32
Skupaj	13751*	1111		5969		6064		607	
Delež (%)		8		43		44		4	

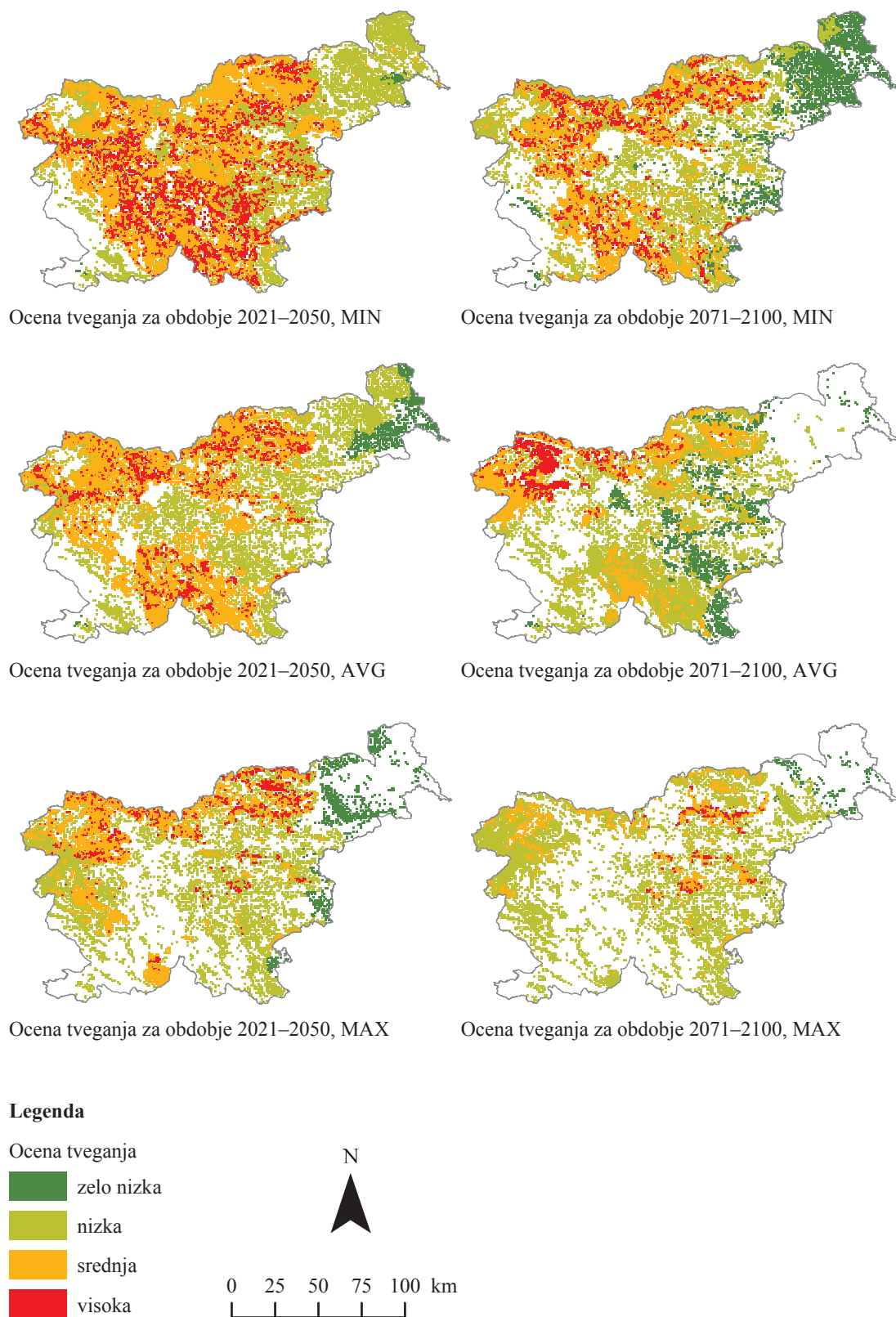
Preglednica 12: Statistika površin po vseh stopnjah tveganja (km²)

Ocena tveganja	Minimum	Maksimum	Povprečje	Standardni odklon
Visoka	1	191	4,7	15,3
Srednja	1	4213	25,0	254,8
Nizka	1	1980	14,0	100,9
Zelo nizka	1	172	6,7	21,9

Večja območja nizkega tveganja so še med Ljubljano, Postojno in Kočevjem, Pohorje in območje ob Dravi. Območja nizkega tveganja pokrivajo prostor med in tik ob območjih s srednjim tveganjem. Območja z nizkim tveganjem imajo manj ugodne temperaturne razmere, padavin je dovolj za širjenje glive in indeks gostiteljev je zadosten.

Z zelo nizkim tveganjem zaradi javorovega raka je ocenjeno 4 % gozdov. Območja nizkega tveganja se nahajajo v GGO Sežana in Murska Sobota (preglednica 11). Ta območja so povprečno velika okoli 7 km² (preglednica 12) in se nahajajo na obrobju območij, ki so bila ocenjena z nizkim tveganjem. Zelo nizko tveganje za okužbo imajo tista območja, ki imajo neprimerne ali komaj zadostne podnebne razmere in nizek indeks gostiteljev. Območja zelo nizkega tveganja so na Krasu, v Alpah in od Ptujškega polja do Murskega polja.

Poleg ocene tveganja za sedanje razmere smo naredili oceno tveganja za tri izbrane scenarije podnebnih sprememb v dveh obdobjih, in sicer 2021–2050 in 2071–2100. Prvi scenarij v obdobju 2071–2100 predvideva glede na referenčno obdobje 1971–2000 povprečni porast temperature za 1,9 °C, drugi za 4,4 °C, tretji za 8,1 °C. V scenarijih podnebnih sprememb smo upoštevali tudi potencialno spremembo količine padavin, in sicer prvi scenarij v obdobju 2071–2100 predvideva glede na referenčno obdobje povprečno zmanjšanje količine padavin za 373 mm·leto⁻¹, drugi scenarij za 75 mm·leto⁻¹, tretji scenarij pa predvideva povprečno povečanje količine padavin za 204 mm·leto⁻¹. Pri izdelavi ocen tveganja zaradi podnebnih sprememb smo upoštevali morebitne potencialne premike v razširjenosti javorov (Ogris in Jurc, 2007). Rezultati so prikazani prostorsko na kartah (slika 16). Če vzamemo srednji scenarij podnebnih sprememb v obdobju 2021–2050 (povprečni porast temperature za 2 °C), se bo tveganje najbolj povečalo v GGO Murska Sobota (133 %), Maribor (48 %), Slovenj Gradec (28 %) in Celje (25 %). Splošna ocena tveganja modela širjenja javorovega raka je, da bo javorov rak verjetno postopoma postajal manj pomembna bolezen. Eden glavnih razlogov za to napoved je zmanjševanje deleža javorov v slovenskih gozdovih v prihodnjih desetletjih ne glede na scenarij podnebnih sprememb. Po srednje verjetnem scenariju v obdobju 2021–2050 naj bi se potencialna površina, ki jo poraščajo javori, zmanjšala za 5 %, konec 21. stoletja pa naj bi se zmanjšala že za 34 %, po scenariju največjih mogočih klimatskih sprememb pa celo za 55 %.



Slika 16: Ocene tveganja zaradi glive *Eutypella parasitica* v Sloveniji za tri različne scenarije podnebnih sprememb (MIN, AVG in MAX) ter za dve obdobji (2021–2050 in 2071–2100)

5.2 DOLGOROČNA NAPOVED POŠKODB SMREKE ZARADI SMREKOVIH PODLUBNIKOV

V poglavju opisujemo razvoja modela za ocenjevanje potencialne sanitarne sečnje navadne smreke zaradi podlubnikov v Sloveniji (Ogris in Jurc, 2010).

5.2.1 Namen modela in definicija sistema

Namen modela je oceniti potencialno sanitarno sečnjo navadne smreke zaradi smrekovih podlubnikov v Sloveniji za različne scenarije podnebnih sprememb. Prostorski okvir je celotno območje Slovenije z ločljivostjo 1 km². Model vključuje 20.367 modelnih celic. Časovna ločljivost je eno leto.

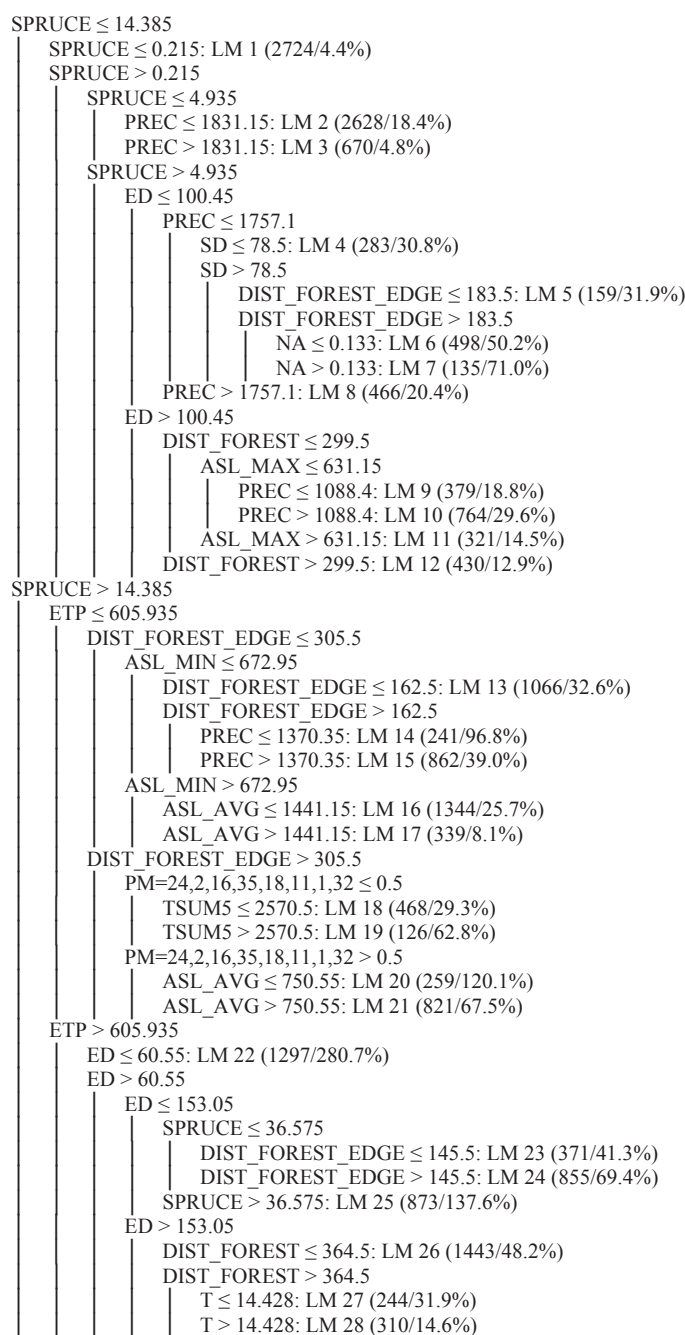
5.2.2 Spremenljivke

Odvisna spremenljivka v modelu je sanitarna sečnja navadne smreke zaradi podlubnikov. Vir podatkov za odvisno spremenljivko je bila podatkovna zbirka o poseku, ki jo ureja ZGS (TIMBER, 2009). Podatki za sanitarno sečnjo so se nanašali na obdobje 1995–2006. Model vključuje 21 neodvisnih spremenljivk iz petih kategorij: podnebje, tla, gozd, topografija, pokrajina. Vsako modelno celico opisuje: štiri spremenljivke o podnebjju, osem spremenljivk o tleh, ena spremenljivka o gozdu, štiri spremenljivke o topografiji in štiri spremenljivke o pokrajini. Kakovost spremenljivk je bila izračuna s pomočjo algoritma ReliefF (Kira in Rendell, 1992; Kononenko, 1994). Natančen opis spremenljivk je podan v Ogris in Jurc (2010).

Scenarije podnebnih sprememb je pripravil Bergant (2006, 2007) za temperaturo, evapotranspiracijo in padavine. Projekcije za temperaturo, padavine in evapotranspiracijo so podane kot 30-letna povprečja z 10-letnim korakom za obdobje 1961–2100 in kot trije scenariji z oznakami Min, Med in Max, kjer Min predstavlja minimum, Max maksimum in Med mediano vseh modelov, ki jih je uporabil Bergant (2006, 2007). Za izračun modela za ocenjevanje potencialne sanitarne sečnje smreke zaradi podlubnikov smo uporabili tri scenarije podnebnih sprememb, ki smo jih poimenovali A, B in C. Scenarij A je optimističen scenarij in predstavlja kombinacijo Min temperature, Min evapotranspiracije in Max padavin. Scenarij B je srednji scenarij, ki predstavlja kombinacijo Med vseh podnebnih spremenljivk. Scenarij C je pesimističen scenarij, ki predstavlja kombinacijo Max temperature, Max evapotranspiracije in Min padavin.

5.2.3 Model

Model je regresijsko drevo, ki smo ga razvili s pomočjo M5' algoritma (Quinlan, 1992; Wang in Witten, 1997). Razvili smo 10 različno velikih regresijskih dreves, ki smo jih porezali s pomočjo parametra najmanjšega števila enot na list odločitvenega drevesa. Izbrali smo regresijsko drevo, ki je imelo najmanj 500 enot na list. Pearsonov korelacijski koeficient za izbran model znaša 51,9 %. Regresijsko drevo ima 28 pravil.



Slika 17: Regresijsko drevo za sanitarni posek smreke zaradi smrekovih podlubnikov v Sloveniji. Linearni modeli (LM) in spremenljivke so navedene v izvornem članku (Ogris in Jurc, 2010). Prva številka v oklepaju označuje število vseh enot opazovanj v listu, druga številka predstavlja delež primerov, ki so napačno razvrščeni v ta list.

5.2.4 Predpostavke in omejitve modela

Model predpostavlja, da se relacije med spremenljivkami, ki veljajo za današnje razmere, ne bodo spremenile v prihodnosti v drugačnih razmerah. Populacijska dinamika smrekovih podlubnikov je kompleksna, zato se lahko relacije med spremenljivkami spremenijo zaradi vpliva in spremembe druge spremenljivke.

Model se lahko uporablja za dolgoročne napovedi sanitarnega poseka navadne smreke v določeni modelni celici, ki meri 1 km². Uporabnik modela lahko spreminja 21 neodvisnih spremenljivk, s katerimi vpliva na količino sanitarnega poseka smreke.

V napovedih modela za različne scenarije podnebnih sprememb smo predpostavljali, da se bodo spreminjale le podnebne spremenljivke. Obstaja visoka verjetnost, da se v bližnji prihodnosti

spremenljivke, ki opisujejo topografijo in tla, ne bodo spremenile. Neodvisne spremenljivke, ki opisujejo gozd in pokrajino, se lahko spremenijo že v prihodnjih desetletjih.

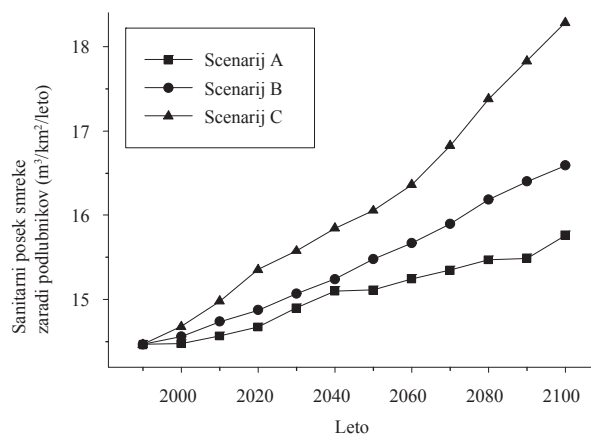
Model ne upošteva vpliva človeka.

5.2.5 Ocena veljavnosti

Veljavnost modela smo preverjali s pomočjo 10-kratnega prečnega preverjanja veljavnosti. Srednja napaka modela je $15,7 \text{ m}^3 \text{ km}^{-1} \text{ leto}^{-1}$. Pearsonov korelacijski koeficient je znašal 51,9 %. Theilov koeficient nesorazmernosti je meril $U = 0,49$. Indeks učinkovitosti modela je $ME = 0,32$. Sørensenov koeficient podobnosti za prvi razred odvisne spremenljivke ($1-7,3 \text{ m}^3 \text{ km}^{-2} \text{ leto}^{-1}$) je meril 0,30, za drugi razred $7,4-21,1 \text{ m}^3 \text{ km}^{-2} \text{ leto}^{-1}$ $Q_s = 0,43$ in za tretji razred $21,2-2305,9 \text{ m}^3 \text{ km}^{-2} \text{ leto}^{-1}$ $Q_s = 0,58$.

5.2.6 Rezultati

Pri regresijskem drevesu se nahaja najodločilnejša neodvisna spremenljivka na dnu drevesa, tj. na prvi ravni, zato je v modelu za ocenjevanje potencialne sanitarne sečnje smreke zaradi podlubnikov najpomembnejša spremenljivka delež smreke v lesni zalogi (SPRUCE, slika 17). Zelo odločujoče neodvisne spremenljivke so tudi pokrajinske spremenljivke. Povprečna razdalja do gozdnega roba (ED) se nahaja na tretji ravni v modelnem drevesu, povprečna razdalja do najbližjega gozda (DIST_FOREST_EDGE) se pojavi na nižjih ravneh, površina največje zaplate se pojavi v nekaterih linearnih modelih (PATCH). Med podnebnimi spremenljivkami je bila najpomembnejša potencialna evapotranspiracija (ETP), ki se pojavlja na drugi ravni v odločitvenem drevesu. Odločilna vrednost ETP je $605,9 \text{ mm leto}^{-1}$, kar je podobno srednji letni vrednosti za Slovenijo (612 mm leto^{-1}). Odločilna podnebna spremenljivka je tudi temperaturna vsota pri pragu $5 \text{ }^\circ\text{C}$ (TSUM5), in sicer vrednost $2570 \text{ }^\circ\text{C}$, kar je pod povprečjem za Slovenijo ($3025 \text{ }^\circ\text{C}$). V linearnih modelih regresijskega drevesa se pojavljajo različni tipi matične podlage (PM) in imajo visoke pozitivne linearne koeficiente, kar pomeni, da najbolj vplivajo na velikost odvisne spremenljivke. Pomembne talne spremenljivke so še izmenljiv natrij, izmenljiv fosfor in točka venenja. Izmenljiv natrij pozitivno korelira z odvisno spremenljivko. Izmenljiv fosfor in točka venenja negativno korelirata z odvisno spremenljivko. Med topografskimi spremenljivkami je najodločilnejši povprečen naklon (SLOPE), ki je v negativni korelacijski povezavi z odvisno spremenljivko. Rezultati modela potrjujejo domnevo, da smrekovi podlubniki naredijo več škode na območjih, kjer je smreka izven svojega naravnega areala, npr. v nižinah in na tleh, ki so bogata z dušikom, fosforjem in kalijem, tj. na nekdanjih kmetijskih in gnojenih površinah.

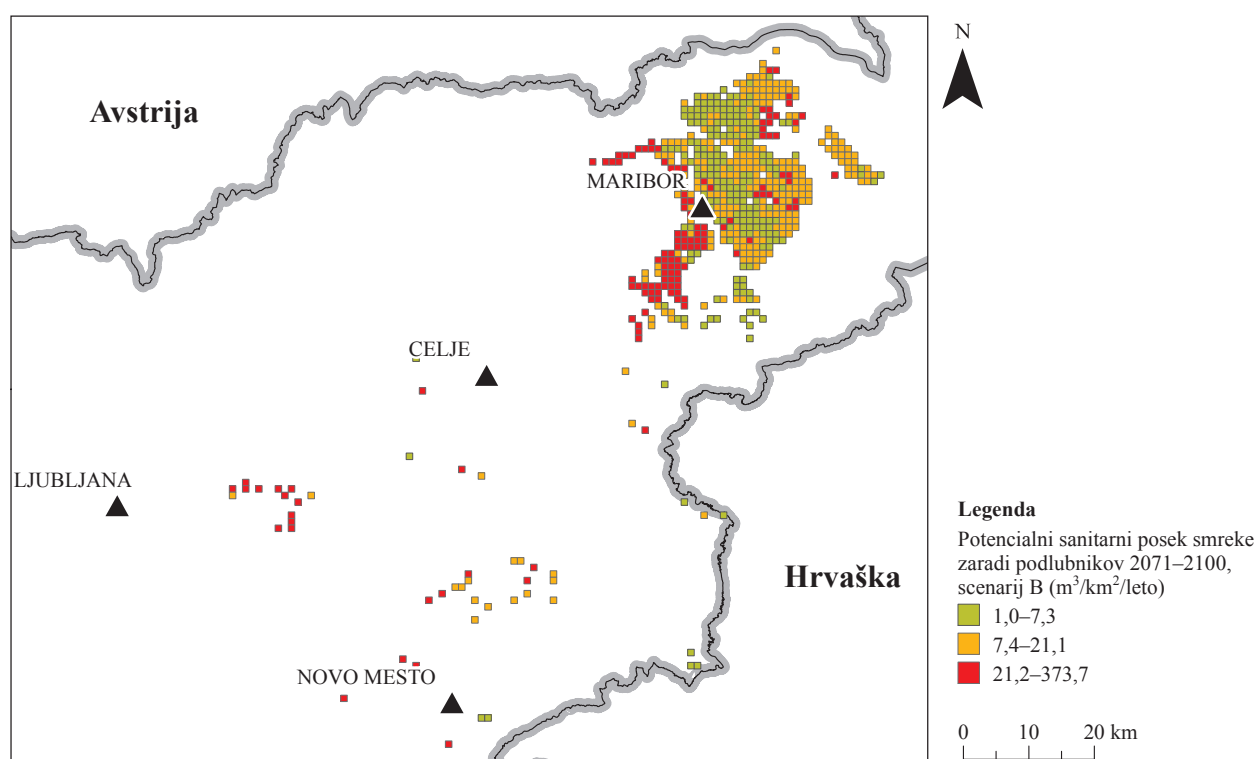


Slika 18: Napovedi modela za potencialno sanitarno sečnjo smreke zaradi podlubnikov v Mariborski podnebni regiji za tri scenarije podnebnih sprememb v obdobju 1990–2100

Napovedi modela kažejo povečanje potencialnega sanitarnega poseka smreke zaradi podlubnikov za Mariborsko podnebno regijo v vseh treh scenarijih podnebnih sprememb (slika 18), kjer

optimističen scenarij A napoveduje najmanjše in pesimističen scenarij C največje povečanje potencialnega sanitarnega poseka smreke. Če predpostavimo, da bo povečanje sanitarnega poseka smreke zaradi podlubnikov linearno, bo v scenariju A znašal $0,12 \text{ m}^3 \text{ km}^{-1} \text{ dekada}^{-1}$, v scenariju B $0,20 \text{ m}^3 \text{ km}^{-1} \text{ dekada}^{-1}$ in v scenariju C $0,34 \text{ m}^3 \text{ km}^{-1} \text{ dekada}^{-1}$. V scenariju C bi lahko potencialni sanitarni posek smreke za Mariborsko podnebno regijo dosegel $18,3 \text{ m}^3 \text{ km}^{-1} \text{ leto}^{-1}$ v obdobju 2071–2100. To pomeni, da se bi povprečni letni sanitarni posek navadne smreke zaradi podlubnikov povečal za celotno Mariborsko podnebno regijo (596 km^2) iz 8.622 m^3 v obdobju 1990–2000 na 9.885 m^3 v obdobju 2071–2100 v scenariju B.

Ker je model prostorski, lahko njegove rezultate prikažemo tudi na karti (slika 19). Izbrali smo scenarij B in obdobje 2071–2100. Model napoveduje drastično povečanje modelnih celic v drugem razredu $7,4\text{--}21,1 \text{ m}^3 \text{ km}^{-2} \text{ leto}^{-1}$ glede na stanje 1995–2006 (273 %) in zelo veliko povečanje števila modelnih celic v tretjem razredu $21,2\text{--}373,7 \text{ m}^3 \text{ km}^{-2} \text{ leto}^{-1}$ (142 % glede na stanje 1995–2006). Območja z višjim sanitarnim posekom se nahajajo na višjih legah (obrobje Pohorja) in na območjih, kjer je velik delež smreke.



Slika 19: Karta napovedi za sanitarno sečno smreke zaradi podlubnikov za obdobje 2071–2100 in scenarij B podnebnih sprememb v Mariborski podnebni regiji

5.3 POTENCIALNI POJAV POOGLENITVE BUKVE

Pooglenitev bukve je bolezen, ki jo povzroča gliva novčičasta biskonjoja (*Biscogniauxia nummularia* (Bull.) Kuntze, 1891). Tukaj povzemamo razvoj modela za ocenitev potencialnega pojava pooglenitve bukve (Ogris in sod., 2008).

V Sloveniji imamo zabeležene vsaj tri dogodke, kjer je *B. nummularia* povzročila veliko površinsko odmiranje navadne bukve (*Fagus sylvatica* L.): v Prekmurju v bližini Lendave po letu 2003, na Primorskem v Brkinih po letu 2003 (Jurc in sod., 2007) in na območju Reštanja na Bohorju v letu 2008 (Ogris in Jurc, 2008). *B. nummularia* je v običajnih razmerah neškodljiv endofit skorje. Parazit postane, ko se pojavijo ustrezni pogoji: 2–3 °C višje povprečne mesečne temperature in daljša sušna obdobja (vsaj šest mesecev manj kot 50 % padavin v primerjavi s 30-letnim povprečjem) ali pa samo višje temperature 4–5 °C (lahko je dovolj padavin) (Hendry in sod., 1998).

Slednji pogoji so bili izpolnjeni tudi v Sloveniji leta 2003 na območju Brkinov, pri Lendavi in na Bohorju, tj. povprečne mesečne temperature so bile višje za 2–5 °C od dolgotrajnega povprečja in v 4–5 mesecih je padlo manj kot 50 % padavin povprečno.

5.3.1 Namen modela in definicija sistema

Namen modela je oceniti potencialni pojav pooglenitve bukve v Sloveniji. Model je prostorski z ločljivostjo 1 km × 1 km. Območje veljavnosti modela je celotna površina Slovenije. Časovna ločljivost je 1 leto. Model je empiričen.

5.3.2 Spremenljivke

Odvisna spremenljivka je pojav pooglenitve bukve in je binarna. To pomeni, da lahko zavzema vrednosti 0 in 1, kjer 1 pomeni, da se v modelni celici lahko pojavi pooglenitev bukve, 0 pa ne. Model ima naslednji neodvisni spremenljivki: povprečna mesečna temperatura in suša. Definicija suše v modelu: suša nastopi takrat, ko je evapotranspiracija večja kot količina padavin v določenem časovnem obdobju.

Model smo zagnali za tri scenarije podnebnih sprememb, ki jih je pripravil Bergant (2006, 2007), in smo jih predstavili v poglavju 5.2.2.

5.3.3 Model

Z modelom lahko predvidimo potencialno poškodovane površine, kjer raste navadna bukev, zaradi *B. nummularia* s pomočjo dveh kriterijev. Oba kriterija morata biti izpolnjena, da je izpolnjen pogoj za potencialni pojav *B. nummularia*. Prvi kriterij je, da so povprečne mesečne temperature večje za 2 °C v primerjavi s povprečjem 1971–2000; drugi kriterij je, da nastopijo ustrezne sušne razmere – potencialna evapotranspiracija je vsaj v štirih mesecih za 50 % večja kot količina padavin v teh mesecih. Model lahko zapišemo v obliki naslednje enačbe:

$$1 = (\bar{T}_{mes} > 2 \text{ } ^\circ\text{C}) \wedge \left(\sum_{mes=1}^{\min(4)} ETP > \sum_{mes=1}^{\min(4)} P \right) \quad (20),$$

kjer je *ETP* potencialna evapotranspiracija, *P* količina padavin, \bar{T}_{mes} povprečna mesečna temperatura v mesecih (*mes*), ki sta jih obravnavala spremenljivki *ETP* in *P* (najmanj štirje meseci).

5.3.4 Predpostavke modela

V modelu smo predpostavljali, da bo razširjenost navadne bukve ostala nespremenjena v vsem proučevanem obdobju. Model predpostavlja, da na pojavnost pooglenitve bukve vplivajo samo tri podnebne spremenljivke: temperatura, potencialna evapotranspiracija in količina padavin.

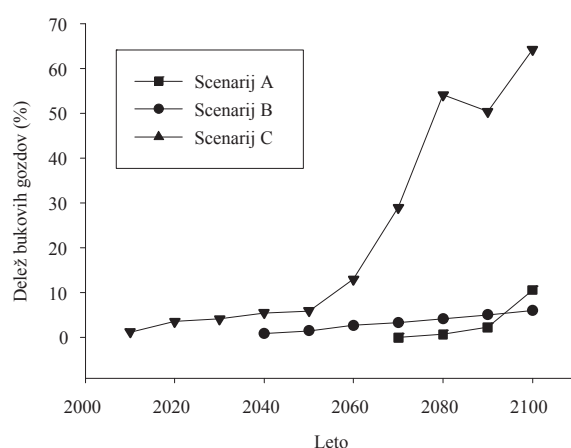
5.3.5 Ocena veljavnosti

Veljavnost modela smo preverjali z dejanskim pojavljanjem *B. nummularia* v Sloveniji v preteklosti. Vsi zabeleženi dogodki pojava sušenja navadne bukve v Sloveniji (Lendava, Brkini, Reštanj) zaradi pooglenitve bukve ustrezajo enačbi modela (20).

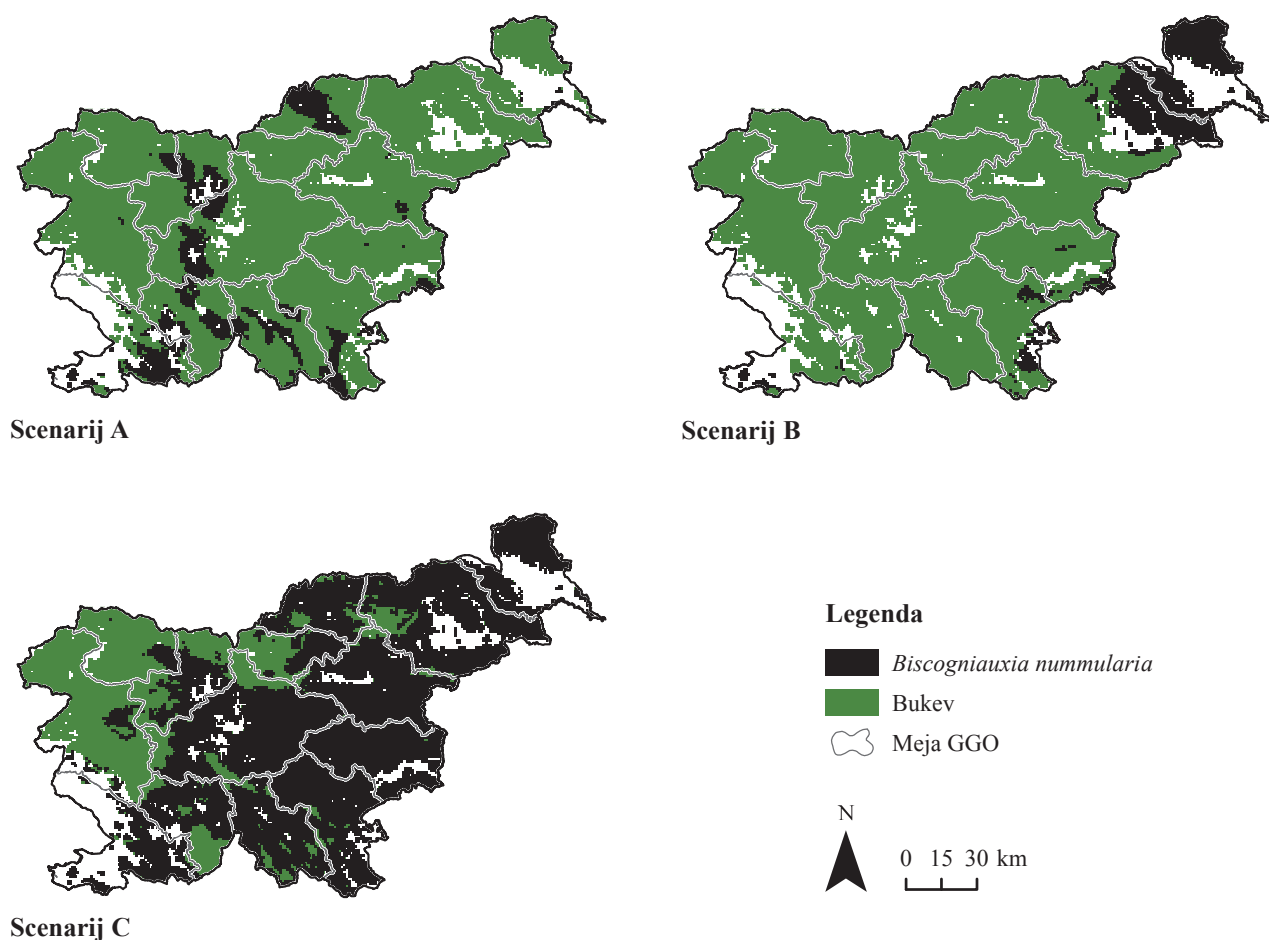
5.3.6 Rezultati

Model smo zagnali za tri scenarije podnebnih sprememb in za dvanajst tridesetletnih obdobj s korakom po deset let, tj. za 1981–2100. Po optimističnem scenariju A v obdobju 2071–2100 se bo *B. nummularia* verjetno pojavljala na okoli 10 % površine gozdov, kjer raste navadna bukev (slika 20 in slika 21). Zanimivo je, da model predvideva po scenariju B v obdobju 2071–2100 manj potencialnih poškodb navadne bukve pri nas zaradi *B. nummularia* (6 % površine navadne bukve) v

primerjavi z optimističnim scenarijem A. Po pesimističnem scenariju C podnebnih sprememb v obdobju 2071–2100 bo verjetno poškodovanih že 64 % površin bukovih gozdov zaradi *B. nummularia*. Po optimističnem scenariju A v obdobju 2071–2100 naj bi se sušenje navadne bukve zaradi *B. nummularia* pojavilo v pasu, širokem 12–16 km od južnega dela skozi osrednji del Slovenije, na severu se pojavi še predel v GGO Slovenj Gradec (slika 21). Po srednjem scenariju B v obdobju 2071–2100 bo *B. nummularia* verjetno povzročala poškodbe v vzhodnem predelu Slovenije (cel predel GGO Murska Sobota, vzhodni del GGO Maribor, manj v GGO Brežice in GGO Novo mesto) in na zahodnem predelu v GGO Sežana. Po pesimističnem scenariju C v obdobju 2071–2100 bo *B. nummularia* povzročala poškodbe na navadni bukvi že na pretežnem delu Slovenije – ves vzhodni in osrednji predel, kjer nedotaknjeno ostane le Pohorje, Snežnik in nekaj površin v GGO Kočevje in GGO Ljubljana; samo skrajno severni in zahodni predeli ostanejo nedotaknjeni. Rezultati nakazujejo, da bo lahko gliva *B. nummularia* eden od škodljivih organizmov, ki bo verjetno vplival na potencialno razširjenost navadne bukve v Sloveniji.



Slika 20: Delež potencialno poškodovanih bukovih gozdov zaradi *Biscogniauxia nummularia* v obdobju 2000–2100 v treh scenarijih podnebnih sprememb



Slika 21: Potencialno ustrezni klimatski pogoji za pooglenitev bukke v obdobju 2071–2100 in treh scenarijih podnebnih sprememb

5.4 DOLGOROČNA OCENA ZDRAVJA GOZDA

Zdravje gozda smo ocenjevali samo z enim kazalcem, tj. sanitarnim posekom. V tem poglavju predstavljamo model za oceno zdravja gozda v Sloveniji, ki ga je razvil Ogris (2007).

5.4.1 Namen modela in definicija sistema

Namen modela je bil oceniti dolgoročno zdravje gozda v Sloveniji. Z modelom smo preskušali veljavnost hipoteze: zdravstveno stanje gozdov v Sloveniji se bo zaradi podnebnih sprememb poslabšalo. Prostorska ločljivost modela je 1 km × 1 km. Časovna ločljivost je 1 leto. Model je veljaven za celotno območje Slovenije.

5.4.2 Spremenljivke

Odvisna spremenljivka je delež celotne sanitarne sečnje v lesni zalogi modelne celice. Vir podatkov za odvisno spremenljivko je podatkovna zbirka o poseku drevja, ki jo ureja ZGS, in se nanaša na obdobje 1995–2005 (TIMBER, 1995–2005). V razvoj modela je bilo vključenih skupaj 245 neodvisnih spremenljivk, od katerih jih je: 96 povezanih s podnebjem, 51 opisuje razmere v gozdu, 43 opisuje tla, 17 podaja relief, 15 podaja pokrajinski vidik, 12 prikazuje sanitarno sečnjo, 6 prikazuje vire onesnaževanja, 5 opisuje geološke razmere (Ogris, 2007).

Model za napovedovanje potencialne sanitarne sečnje je bil zagnan za tri scenarije podnebnih sprememb, ki jih je pripravil Bergant (2006, 2007), in smo jih predstavili v poglavju 5.2.2. Scenariji podnebnih sprememb vključujejo spremembe v temperaturi, padavinah, evapotranspiraciji in indeksu sušnosti. Vse ostale spremenljivke so bile ob zagonu modela obravnavane kot konstante.

5.4.3 Model

Model je regresijsko odločitveno drevo, ki smo ga razvili z algoritmom M5' (Quinlan, 1992; Wang in Witten, 1997). Algoritem M5' omogoča izdelavo različno velikih regresijskih dreves. Velikost regresijskega drevesa uravnavamo prek t. i. rezanja. Stopnjo rezanja določamo s parametrom, ki določa, koliko primerov mora biti najmanj v listu drevesa, da se zanj izdelata list in linearni model. Izdelanih je bilo 10 regresijskih dreves, katerih parameter (najmanjše število razvrščenih primerov na list drevesa) so bile vrednosti 4, 9, 16, 36, 81, 169, 500, 1000, 5000 in 10000. Za izračun napovedi smo izbrali štiri najkakovostnejša regresijska drevesa glede na naslednja merila: čim večji koeficient korelacije, čim manjša napaka, po velikosti drevesa je bil čim manjši in je bil odvisen od podnebja. Povprečje izbranih štirih modelov je dalo napovedi, ki jih opisujemo v rezultatih.

5.4.4 Predpostavke in omejitve modela

Model predpostavlja, da se relacije med spremenljivkami, ki veljajo za današnje razmere, ne bodo spremenile v prihodnosti v drugačnih razmerah, kot jih prinašajo podnebne spremembe. Zaradi kompleksnosti sistema, kot je zdravje gozdov, se predvidoma lahko povezave med atributi spremenijo zaradi vpliva drugega atributa.

Pri napovedih zaradi podnebnih sprememb smo domnevali, da bodo nekatere spremenljivke ostale konstantne, čeprav se bodo z veliko gotovostjo spremenile. Take so: drevesna sestava, delež gozdnatih površin v celici modela, indeks razdrobljenosti gozda, povprečni delež organske snovi v tleh, količina odmrle lesne biomase, lastništvo, spremenljivke o spravi lesa idr.

Zgradba modela za ocenjevanje zdravja gozda temelji na podatkih o sanitarnem poseku v obdobju od 1995 do 2005. Časovni niz 11 let je precej kratek, da bi lahko iz njega z večjo zanesljivostjo ugotavljali povezave med atributi za pojasnjevanje proučevanega dejavnika. Zadovoljiv bi bil 30-letni časovni niz. Obdobje 1995–2005 ni dober referenčni niz še zaradi enega razloga: ker je to obdobje, kjer je že opaziti vpliv podnebnih sprememb (Walther in sod., 2002).

Če prekrivamo vhodne podatke iz različnih virov in ločljivosti, se pojavi napaka, ki se prenaša na rezultate. Ta vpliv se lahko zmanjša z večjo celico modela. V našem primeru je bila celica velika 1 km × 1 km, kar se ujema z najmanjšo ločljivostjo spremenljivk, tj. podnebnimi spremenljivkami, druge spremenljivke imajo v izhodišču večjo ločljivost. Večino dejavnikov se hitreje spreminja v prostoru, kot je izbrana velikost celice modela. Verjetnost napovedi modela bi se lahko izboljšala, če bi imeli podatke večje ločljivosti talnih spremenljivk, predvsem naslednjih: gostota tal, poroznost tal, vodna kapaciteta tal, točka venenja, evaporacija in prepustnost tal, katerih vrednosti so bile določene na podlagi razpredelničnih vrednosti.

5.4.5 Ocena veljavnosti

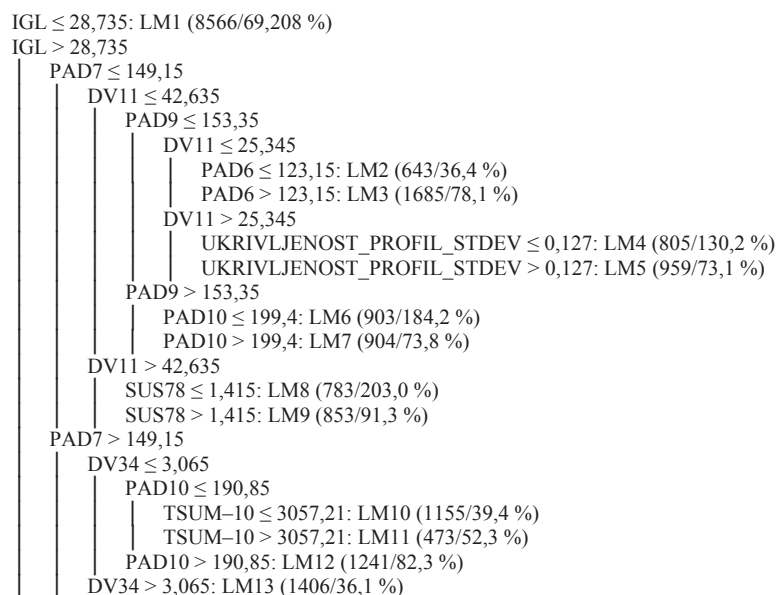
Veljavnost modela smo preverjali z 10-kratnim prečnim preverjanjem veljavnosti. Pearsonov korelacijski koeficient modela znaša 0,46, koren relativne kvadratne napake pa 89,0 %. Kakovost spremenljivk smo ugotavljali z algoritmom ReliefF.

V modelu nastopa veliko število spremenljivk in zato bi lahko prišlo do pretiranega prileganja podatkov odločitvenemu drevesu. Da bi se izognili temu problemu, smo zgradili več modelov z različno stopnjo rezanja odločitvenih dreves. Pretirano prileganje podatkov ne nastane zato, ker modeli slonijo na več kot 20.000 podatkih za vsako vključeno spremenljivko.

5.4.6 Rezultati

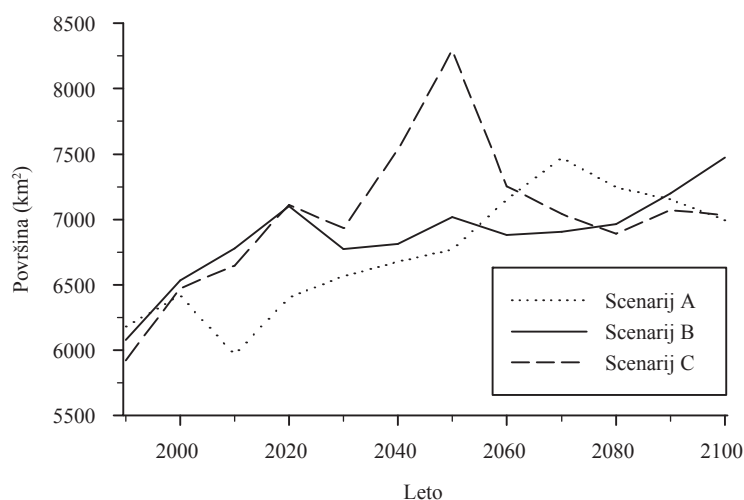
Pri razvrščanju primerov v modelu za ocenjevanje skupne sanitarne sečnje je najodločilnejši delež iglavcev v celici modela (IGL, slika 22). Če je delež iglavcev v celici modela večji kot 28,7 %, potem se regresijsko drevo razveja naprej. Če je povprečna količina padavin v mesecu juliju (PAD7) manjša ali enaka 149,2 mm, potem za nadaljnje razvrščanje primerov odloča vrednost naslednjih spremenljivk: delež smreke v celici (DV11), količina padavin v septembru, juniju in

oktobru (PAD9, PAD6 in PAD10), verjetnost nastopa sušnega stresa v juliju in avgustu (SUS78) in standardni odklon ukrivljenosti površja (UKRIVLJENOST_PROFIL_STDEV). Če je povprečna količina padavin v juliju večja kot 149,2 mm, potem na razvrščanje primerov odloča, kolikšen je delež macesna v celici modela (DV34), povprečna količina padavin v oktobru (PAD10) in temperaturna vsota s pragom -10 °C (TSUM-10).



Slika 22: Porezano regresijsko drevo za ocenitev potencialne sanitarne sečnje v Sloveniji (Ogris, 2007; izvorna regresijska drevesa so dostopna na ogled pri avtorju)

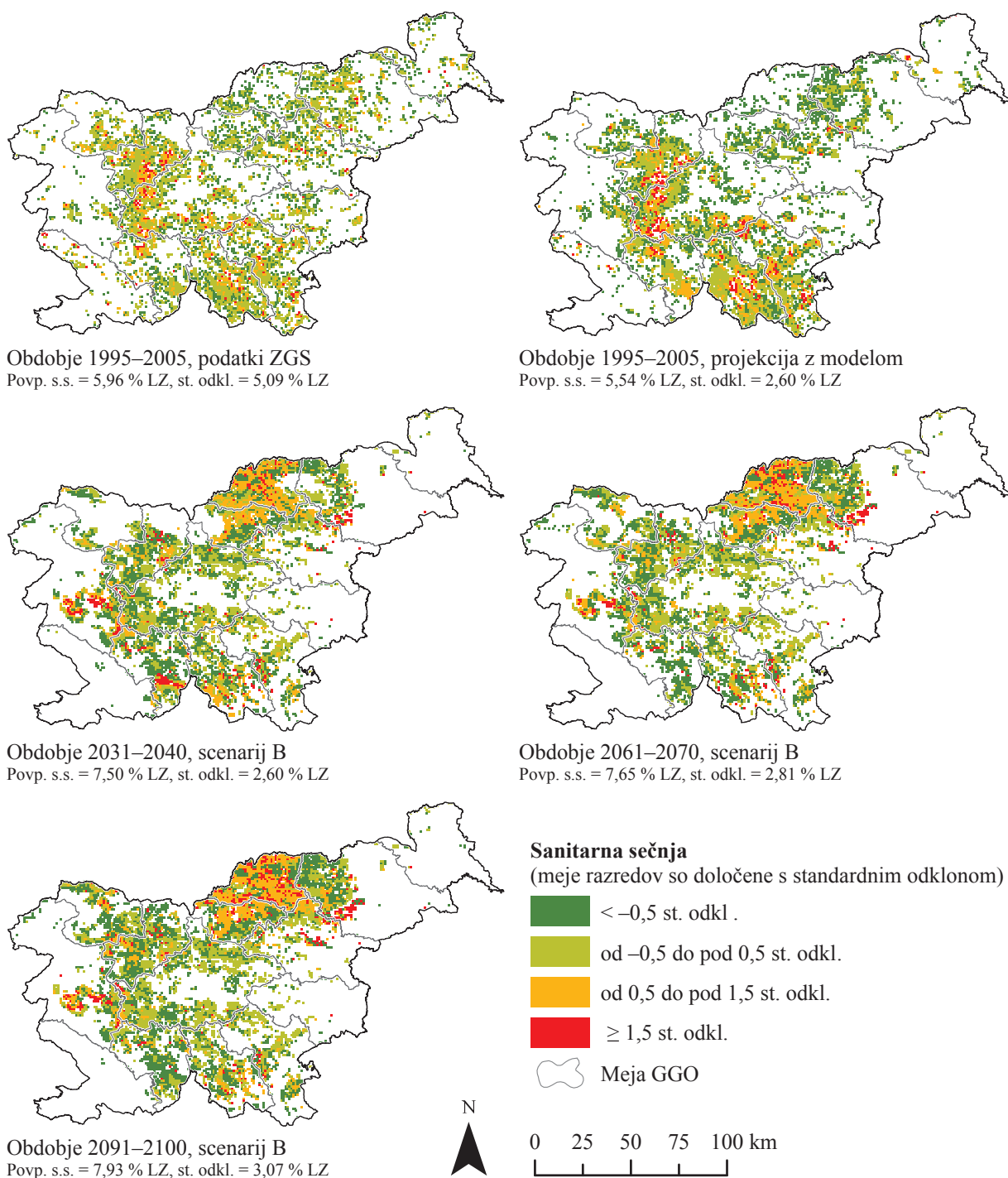
Rezultati simulacije kažejo trend povečanja potencialnih sanitarnih sečenj, in sicer za 0,02–0,05 % lesne zaloge na 10 let glede na scenarije podnebnih sprememb oz. enako izraženo v indeksu povprečnih sprememb skupne sanitarne sečnje na 10 let se poveča za 1,0–2,1 % glede na povprečje iz referenčnega obdobja (1995–2005). S projekcijo modela za ocenjevanje skupne potencialne sanitarne sečnje smo potrdili postavljeno hipotezo o povečanju sanitarnih sečenj zaradi podnebnih sprememb oz. zdravstveno stanje gozdov v Sloveniji se bo poslabšalo zaradi podnebnih sprememb.



Slika 23: Projekcije gibanja potencialnih površin, kjer se lahko zgodi sanitarna sečnja v Sloveniji; za tri scenarije podnebnih sprememb in obdobje 1981–2100.

Slika 23 prikazuje projekcijo za količino potencialnih površin, kjer lahko nastane sanitarna sečnja v Sloveniji zaradi podnebnih sprememb. Zagon modela za ocenjevanje skupne sanitarne sečnje napoveduje splošno naraščanje potencialno poškodovanih površin. Glede na scenarij podnebnih

sprememb so napovedi od 72 km² do 111 km² povprečno več potencialno poškodovanih površin na 10 let. Razlike med posameznimi scenariji podnebnih sprememb nimajo večjega pomena, saj se scenariji med seboj precej prepletajo.



Slika 24: Prostorski razpored potencialne sanitarne sečnje v Sloveniji; dejanski posek in posek kot ga napove model za obdobje 1995–2005; za scenarij B podnebnih sprememb v treh obdobjih, tj. 2031–2040, 2061–2070, 2091–2100

Slika 24 najprej prikazuje prostorski razpored potencialne sanitarne sečnje za obdobje 1995–2005 v štirih stopnjah intenzivnosti (meje razredov so standardni odkloni povprečne sanitarne sečnje, izražene v deležu lesne zaloge celice modela), katere podlaga so podatki o sanitarnem poseku (TIMBER, 1995–2005). Druga karta prikazuje preskus natančnosti napovedovanja modela. Če primerjamo prvo in drugo karto, se zadovoljivo ujemata v splošnem merilu, razlike so v

malenkostih. Preostale tri karte prikazujejo potencialno sanitarno sečnjo zaradi podnebnih sprememb po scenariju B v treh različnih obdobjih. Vse tri karte so si navidez precej podobne med seboj – nakazujejo povečanje potencialnih sanitarnih sečenj v severnem delu Slovenije. Večja razlika nastane, če karte za napovedi pod vplivom podnebnih sprememb primerjamo s trenutnim stanjem, torej prvo karto, ki prikazuje sanitarni posek v obdobju 1995–2005. Verjetno se bo potencialna površina sanitarnih sečenj najbolj povečala v GGO Slovenj Gradec, Tolmin in Nazarje.

6 VIRI

- Anko B. 1993. Vpliv motenj na gozdni ekosistem in na gospodarjenje z njim. Zbornik gozdarstva in lesarstva, 42: 85–109
- Banks C.M. 2010. Introduction to modeling and simulation. V: Modeling and simulation fundamentals: theoretical underpinnings and practical domains. Sokolowski J.A., Banks C.M. (eds.). Suffolk, VA, John Wiley & Sons, Inc.: 1–24
- Battisti A. 1994. Voltinism and diapause in the spruce web-spinning sawfly *Cephalcia arvensis*. Entomologia Experimentalis et Applicata, 70, 2: 105–113
- Battisti A., Rodeghiero M. 1998. Monitoring spruce web-spinning sawflies *Cephalcia* spp.: the correlation between trap catches and soil sampling. Entomologia Experimentalis et Applicata, 88, 3: 211–217
- Bergant K. 2006. "Projekcije mesečnih povprečij temperature zraka, padavin in evapotranspiracije za devet krajev v Sloveniji za obdobje 1961–2100". Nova Gorica, Univerza v Novi Gorici, Center za raziskave atmosfere (osebni vir, julij 2006)
- Bergant K. 2007. Projekcije podnebnih sprememb za Slovenijo. V: Podnebne spremembe - vpliv na gozd in gozdarstvo. Jurc M. (ed.). Ljubljana, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 67–86
- Bos B., Çelik T., Hickson I., Wium Lie H. 2010. Cascading style sheets level 2 revision 1 (CSS 2.1) specification. <http://www.w3.org/TR/CSS2/> (4. 2. 2011)
- Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.J. 1998. Classification and regression trees. Boca Raton, Chapman & Hall, CRC Press: 358 str.
- Carletta J. 1996. Squibs and discussions: assessing agreement on classification tasks: the kappa statistic. Computational Linguistics, 22, 2: 249–254
- Cukier R.I., Levine H.B., Shuler K.E. 1978. Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems. Journal of Computational Physics, 26, 1: 1–42
- De Groot M., Hauptman T. 2012. Navodila za preprečevanje in zatiranje škodljivih organizmov: gobar (*Lymantria dispar*). Ljubljana, Poročevalska, prognostično – diagnostična služba za gozdove, Gozdarski inštitut Slovenije in Zavod za gozdove Slovenije: 4 str.
- Džeroski S. 2001. Data mining in a nutshell. V: Relational data mining. Džeroski S., Lavrač N. (eds.). Berlin, Springer: 3–27
- Eichhorn O., Bogenschütz H. 2000. Untersuchungen über die Fichtenspinstblattwespen *Cephalcia* spp. Panz. (Hym., Pamphiliidae) IV. Massenwechsel von *Cephalcia abietis* L. im oberschwäbischen Forstrevier Erolzheim (Fbz. Ochsenhausen). Journal of Applied Entomology, 124, 3–4: 121–139
- FAO. 2006. Guidelines for surveillance. ISPM Publication, 6: 1–8
- Fawcett T. 2004. ROC graphs: notes and practical considerations for researchers. Kluwer Academic Publishers: 38 str.

- Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P. 1996. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17, 3: 37–54
- Franklin J.F., Spies T.A., Pelt R.V., Carey A.B., Thornburgh D.A., Berg D.R., Lindenmayer D.B., Harmon M.E., Keeton W.S., Shaw D.C., Bible K., Chen J. 2002. Disturbances and structural development of natural forest ecosystems with silvicultural implications, using Douglas-fir forests as an example. *Forest Ecology and Management*, 155, 1–3: 399–423
- Frawley W.J., Piatetsky-Shapiro G., Matheus C.J. 1991. Knowledge discovery in databases: an overview. V: *Knowledge discovery in databases*. Piatetsky-Shapiro G., Frawley W.J. (eds.). The MIT Press: 1–27
- Geisser S. 1975. The predictive sample reuse method with applications. *Journal of the American Statistical Association*, 70, 350: 320–328
- GOZDF. 2010. Gozdni fondi. Podatkovna zbirka. Zavod za gozdove Slovenije
- GOZDSES. 2010. Gozdni sestoji. Podatkovna zbirka, grafični sloj. Zavod za gozdove Slovenije
- Han J., Kamber M. 2001. *Data mining: concepts and techniques*. San Francisco, Morgan Kaufmann: 550 str.
- Hanley J.A., McNeil B.J. 1982. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143, 1: 29–36
- Hayes B. 1984. Computer recreations: the cellular automaton offers a model of the world and a world unto itself. *Scientific American*, 250, 3: 12–21
- Hendry S.J., Lonsdale D., Boddy L. 1998. Strip-cankering of beech (*Fagus sylvatica*): Pathology and distribution of symptomatic trees. *New Phytologist*, 140, 3: 549–565
- Hotelling H. 1933. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24, 6: 417–441
- ISO. 2002. *Geographic information - Quality principles*. ISO 19113
- ISO. 2003. *Geographic information - Quality evaluation procedures*. ISO 19114
- Jansen M.J.W., Rossing W.A.H., Daamen R.A. 1994. Monte Carlo estimation of uncertainty contributions from several independent multivariate sources. V: *Predictability and nonlinear modelling in natural sciences and economics*. Grasman J., van Straaten G. (eds.). Dordrecht, Kluwer Academic Publishers: 335–343
- Janssen P.H.M., Heuberger P.S.C. 1995. Calibration of process-oriented models. *Ecological Modelling*, 83, 1–2: 55–66
- Johnson D.W., Kuntz J.E. 1979. Eutypella canker of maple: ascospore discharge and dissemination. *Phytopathology*, 69: 130–135
- Jørgensen S.E., Bendricchio G. 2001. *Fundamentals of ecological modelling*. 3rd edition. Elsevier: 530 str.

- Jørgensen S.E., Xu F.-L., Salas F., Marques J.C. 2005. Application of indicators for the assessment of ecosystem health. V: Handbook of ecological indicators for assessment of ecosystem health. Jørgensen S.E., Costanza R., Xu F.-L. (eds.). CRC Press: 5–66
- Jurc D. 2006. Mesto poročevalske, diagnostične in prognostične službe za gozdove v sistemu varstva rastlin Slovenije. V: Monitoring gospodarjenja z gozdom in gozdnato krajino. Hladnik D. (ed.). Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 167–180
- Jurc D., Jakša J., Jurc M., Mavsar R., Matijašič D., Jonozovič M. 2003. Zdravje gozdov - Slovenija 2002. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije, Zavod za gozdove Slovenije: 70 str.
- Jurc D., Jurc M. 2006. Priročnik za ugotavljanje povzročiteljev poškodb. Delovna različica. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije: 30 str.
- Jurc D., Ogris N., Jurc M. 2007. Gliva novčičasta biskonjoja (*Biscogniauxia nummularia*) povzroča pooglenitev navadne bukve (*Fagus sylvatica*) na Brkinih. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije, Poročevalska, diagnostična in prognostična služba za varstvo gozdov: 14 str.
- Jurc M. 2006. Navadna smreka - *Picea abies* (L.) Karsten: žuželke na deblih, vejah in v lesu: *Ips typographus*, *Pityogenes chalcographus*, *Polygraphus poligraphus*, *Ips amitinus*. Gozdarski vestnik, 64, 1: [21–35], 1–16
- Kajdiš P., Rupel M., Simončič P., Batič F. 2001. Ozonske poškodbe gozdne vegetacije v Sloveniji. Gozdarski vestnik, 69, 3: 154–158, 171–177
- Kira K., Rendell L. 1992. A practical approach to feature selection. V: ML92: Proceedings of the ninth international workshop on machine learning. Sleeman D., Edwards P. (eds.). San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann: 249–256
- Klopčič M., Poljanec A., Bončina A. 2010. Pojasnjevanje in modeliranje vetrolomov v gozdovih Julijskih Alp. V: Naravne nesreče: od razumevanja do upravljanja. Zorn M., Komac B., Pavšek M., Pagon P. (eds.). Ljubljana, Geografski inštitut Antona Melika ZRC SAZU: 59–64
- Kononenko I. 1994. Estimating attributes: analysis and extensions of Relief. V: Machine Learning: ECML-94. De Raedt L., Bergadano F. (eds.). Springer Verlag: 171–182
- Košmelj K. 2001. Uporabna statistika. Ljubljana, Biotehniška fakulteta, Univerza v Ljubljani: 249 str.
- Košmelj K., Kastelec D. 2002. Uporabna biostatistika: delovno gradivo. Ljubljana, Biotehniška fakulteta, Univerza v Ljubljani: 186 str.
- Kotar M. (ed.) 2003. Gozdarski priročnik. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 414 str.
- Kovač M., Batič F., Japelj A., Kušar G., Polanšek B., Skudnik M., Krma P., Fajon Š., Žlogar J., Kastelec D. 2009. Popis poškodovanosti gozdov in gozdnih ekosistemov – priročnik za terensko snemanje podatkov. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije: 105 str.
- Kovač M., Mavsar R., Simončič P., Batič F., Hočevar M. 2000. Popis poškodovanosti gozdov in gozdnih ekosistemov. Priročnik. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije: 74 str.

- Koželj G. 2010. Spremljanje kozličkov rodu *Monochamus* (Col.: Cerambycidae) v KE Črni vrh kot prenašalcev karantenske borove ogorčice (*Bursaphelenchus xylophilus*) za Slovenijo. Diplomsko delo, Visokošolski strokovni študij. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 57 str.
- Kubat M., Bratko I., Michalski R.S. 1997. A review of machine learning methods. V: Machine learning and data mining: methods and applications. Michalski R.S., Bratko I., Kubat M. (eds.). New York, John Wiley & Sons: 3–69
- Lachance D. 1971. Discharge and germination of *Eutypella parasitica* ascospores. Canadian Journal of Botany, 49: 1111–1118
- Lichtenegger K. 2005. Stochastic cellular automata models in disease spreading and ecology. Diploma thesis. Graz, Karl-Franzens Universität Graz, Faculty of science: 96 str.
- Lilburne L., Tarantola S. 2009. Sensitivity analysis of spatial models. International Journal of Geographical Information Science, 23, 2: 151–168
- Lohr S.L. 1999. Sampling: design and analysis. Duxbury Press: 494 str.
- Lövblad G., Krause G., Sanz M.J. 2004. Manual on methods and criteria for harmonized sampling, assessment, monitoring and analysis of the effects of air pollution on forests. Part X: assessment of ozone injury. United nations economic commission for europe convention on long-range transboundary air pollution, International co-operative programme on assessment and monitoring of air pollution effects on forests, Expert panel on deposition measurements and its working group on ambient air quality: 37 str.
- Lynch P.J., Horton S. 2009. Web style guide, 3rd edition: basic design principles for creating web sites. New Haven, CT, USA Yale University Press: 352 str.
- McCulloch C.E., Searle S.R., Neuhaus J.M. 2005. Generalized, linear, and mixed models. John Wiley & Sons, Inc.: 384 str.
- McKay M.D. 1995. Evaluating Prediction Uncertainty. Technical Report NUREG/CR-6311, LA-12915-MS. Washington, DC, US Nuclear Regulatory Commission and Los Alamos National Laboratory: 65 str.
- McKay M.D., Beckman R.J., Conover W.J. 1979. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. Technometrics, 21, 2: 239–245
- Meentemeyer R., Rizzo D., Mark W., Lotz E. 2004. Mapping the risk of establishment and spread of sudden oak death in California. Forest Ecology and Management, 200: 195–214
- Microsoft. 2009. Microsoft SQL server 2005 books online. [http://msdn.microsoft.com/en-US/library/ms130214\(v=SQL.90\).aspx](http://msdn.microsoft.com/en-US/library/ms130214(v=SQL.90).aspx) (4. 2. 2011)
- Microsoft. 2011. ASP.NET 4. <http://msdn.microsoft.com/en-us/library/ee532866.aspx> (4.2.2011)
- Ogris N. 2007. Model zdravja gozdov v Sloveniji: doktorska disertacija. Ljubljana, [N. Ogris]: 138 str.

- Ogris N. 2010. Priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja: medmrežna različica. www.zdravgozd.si (1. 12. 2011)
- Ogris N. 2011a. Navodila za preprečevanje in zatiranje škodljivih organizmov: javorov rak (*Eutypella parasitica*). Ljubljana, Poročevalska, prognostično – diagnostična služba za gozdove: Gozdarski inštitut Slovenije, Zavod za gozdove Slovenije: 4 str.
- Ogris N. 2011b. Vsebine spletnega portala o varstvu gozdov v Sloveniji. *Les*, 63, 5: 214–217
- Ogris N. 2012. Priročnik za računalniški program Varstvo gozdov. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije: 36 str.
- Ogris N., Jurc D. 2008. Suša je omogočila nekaterim endofitom in fakultativnim parazitom povzročiti poškodbe bukve na področju Reštanja, Bohor. Ljubljana, Gozdarski inštitut Slovenije: 5 str.
- Ogris N., Jurc D., Jurc M. 2006. Spread risk of *Eutypella* canker of maple in Europe. *Bulletin OEPP/EPPO Bulletin*, 36: 475–485
- Ogris N., Jurc D., Jurc M. 2007. Ocena tveganja za širjenje javorovega raka (*Eutypella parasitica*) v Sloveniji zaradi podnebnih sprememb. V: Podnebne spremembe - vpliv na gozd in gozdarstvo. Jurc M. (ed.). Ljubljana, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 335–358
- Ogris N., Jurc M. 2007. Potencialne spremembe v razširjenosti samoniklih vrst javorov (*Acer pseudoplatanus*, *A. campestre*, *A. platanoides*, *A. obtusatum*) zaradi podnebnih sprememb v Sloveniji. V: Podnebne spremembe - vpliv na gozd in gozdarstvo. Jurc M. (ed.). Ljubljana, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 317–334
- Ogris N., Jurc M. 2010. Sanitary felling of Norway spruce due to spruce bark beetles in Slovenia: a model and projections for various climate change scenarios. *Ecological Modelling*, 221, 2: 290–302
- Ogris N., Jurc M., Jurc D. 2008. Varstvo bukovih gozdov - danes in jutri. V: Bukovi gozdovi: ekologija in gospodarjenje. Zbornik razširjenih povzetkov XXVI. gozdarskih študijskih dni. Bončina A. (ed.). Čatež ob Savi, Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire: 36–39
- Packard N.H., Wolfram S. 1985. Two-dimensional cellular automata. *Journal of Statistical Physics*, 38: 901–946
- Pearson K. 1901. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 2, 6: 559–572
- Pemberton S., Austin D., Axelsson J., Çelik T., Dominiak D., Elenbaas H., Epperson B., Ishikawa M., Matsui S.i., McCarron S., Navarro A., Peruvemba S., Relyea R., Schnitzenbaumer S., Stark P. 2002. XHTML 1.0 The extensible hypertext markup language (second edition): a reformulation of HTML 4 in XML 1.0. <http://www.w3.org/TR/xhtml1/> (4. 2. 2011)
- Quinlan J.R. 1986. Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1: 81–106

- Quinlan J.R. 1992. Learning with continuous classes V: 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence. Adams A., Sterling L. (eds.). Hobart, Tasmania, World Scientific: 343–348
- Quinlan J.R. 1993. C4.5: programs for machine learning. San Mateo, Morgan Kaufmann: 302 str.
- Raggett D., Le Hors A., Jacobs I. 1999. HTML 4.01 hypertext markup language: specification. <http://www.w3.org/TR/html4/> (4. 2. 2011)
- Robnik-Šikonja M., Kononenko I. 1997. An adaptation of Relief for attribute estimation in regression. V: Proceedings of 14th International Conference on Machine Learning ICML'97, Nashville, TN
- RS. 1993. Zakon o gozdovih. Ur.l. RS št. 30–1299/1993
- RS. 2009. Pravilnik o varstvu gozdov. Ur.l. RS, št. 114–5220/2009
- Saltelli A., Ratto M., Andres T., Campolongo F., Cariboni J., Gatelli D., Saisana M., Tarantola S. 2008. Global sensitivity analysis: the primer. John Wiley & Sons, Ltd: 292 str.
- Saltelli A., Tarantola S., Chan K.P.S. 1999. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics*, 41, 1: 39–56
- Seidl R., Fernandes P.M., Fonseca T.F., Gillet F., Jönsson A.M., Merganičová K., Netherer S., Arpaci A., Bontemps J.-D., Bugmann H., González-Olabarria J.R., Lasch P., Meredieu C., Moreira F., Schelhaas M.-J., Mohren F. 2011. Modelling natural disturbances in forest ecosystems: a review. *Ecological Modelling*, 222, 4: 903–924
- Snowling S.D., Kramer J.R. 2001. Evaluating modelling uncertainty for model selection. *Ecological Modelling*, 138, 1–3: 17–30
- Sobol' I.M. 1967. On the distribution of points in a cube and the approximate evaluation of integrals. *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 7, 4: 86–112
- Sobol' I.M. 1994. A primer for the Monte Carlo method. CRC Press: 107 str.
- Sørensen T. 1948. A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species and its application to analyses of the vegetation on Danish commons. *Biologiske Skrifter*, 5, 4: 1–34
- Spearman C. 1904. "General intelligence" objectively determined and measured. *American Journal of Psychology*, 15: 201–293
- Stone M. 1974. Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 36, 2: 111–147
- Šemrov D., Kotnik T., Miklavčič D. 1996. Modeliranje bioloških in kemijskih sistemov s celičnimi avtomati. *Elektrotehniški vestnik*, 63, 4/5: 241–248
- Šumrada R. 2005. Strukture podatkov in prostorske analize. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za gradbeništvo in geodezijo, Oddelek za geodezijo: 284 str.

- Theil H. 1961. Economic forecast and policy. Amsterdam, Netherlands, North-Holland Publishing Company: 567 str.
- TIMBER. 2009. Timber. Podatkovna zbirka o poseku gozdnega drevja. Zavod za gozdove Slovenije
- Tominc P., Kramberger T. 2007. Statistika v logističnih sistemih. Celje, Fakulteta za logistiko, Univerza v Mariboru
- Vanclay J.K., Skovsgaard J.P. 1997. Evaluating forest growth models. *Ecological Modelling*, 98: 1–12
- Vasić K. (ed.) 1981. Priručnik izveštajne i dijagnostičko prognozne službe zaštite šuma. Beograd, Savez inženjera i tehničara šumarstva i industrije za prerađu drveta Jugoslavije: 336 str.
- Walther B.A., Moore J.L. 2005. The concepts of bias, precision and accuracy, and their use in testing the performance of species richness estimators, with a literature review of estimator performance. *Ecography*, 28, 6: 815–829
- Walther G.-R., Post E., Convey P., Menzel A., Parmesan C., Beebee T.J.C., Fromentin J.-M., Hoegh-Guldberg O., Bairlein F. 2002. Ecological responses to recent climate change. *Nature*, 416: 389–395
- Wang Y., Witten I.H. 1997. Inducing model trees for continuous classes. V: 9th European Conference on Machine Learning (ECML 97). van Someren M., Widmer G. (eds.). Prague, Czech Republic: 128–137
- White P.S., Pickett S.T.A. 1985. Natural disturbance and patch dynamics: an introduction. V: The ecology of natural disturbance and patch dynamics. Pickett S.T.A., White P.S. (eds.). Academic Press: 3–13
- Witten I.H., Frank E. 2005. Data mining: practical machine learning tools and techniques, 2nd edition. San Francisco, Morgan Kaufmann: 524 str.
- Wolfram S. 1994. Cellular automata and complexity: collected papers. Westview: 596 str.

7 PRILOGE

7.1 PRILOGA 1: PRIROČNIK ZA DOLOČEVANJE VZROKOV POŠKODB DREVJA

V prilogi 1 predstavljamo primer enostavne rabe priročnika za določevanje vzrokov poškodb drevja (Ogris, 2010). V priročniku smo se omejili na škodljive dejavnike, ki so lahko primarni vzrok za sanitarni posek drevja (n = 133). Škodljiv dejavnik določimo v treh korakih: najprej poiščemo gostitelja, potem poškodovan del rastline in nato iz opisa simptomov določimo škodljiv dejavnik. Priročnik z vsemi škodljivimi dejavniki je na voljo na spletnem portalu EVG (www.zdravgozd.si).

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
<i>Abies</i>	deblo	trošnjak: trošnjaki so kopitaste oblike, lesnati, trajni. Z zgornje strani črnkasti z nejasnimi koncentričnimi programi. Na spodnji strani so rjavi, imajo okrogle pore. Nekoliko podobni nepravi kresilni gobi; trohnoba: povzroča rumeno trohnobo jedrovine in v manjšem obsegu beljave. Okužen les postane najprej belkasto rumen z rjavimi črtami, pozneje je rumenkast s svetlejšimi podolgovatimi lisami in z zavitimi črnimi črtami.	<i>Fomes hartigii</i> (rumena trohnoba jelke)
	iglica	venenje: novih iglic in mladih poganjkov. Poganjek se povesi, porjavi in posuši; sprememba barve: iglice porjavijo po celem poganjku; pokanje in odpadanje skorje: odprte in zaprte razpoke na skorji debela. Odprta razpoka se navadno nahaja ob vznožju debela na južni ali jugozahodni strani in nastane po intenzivnem sončnem obsevanju, ki ji sledi močna ohladitev. Zaprte razpoke nastanejo s pokanjem lesa in skorje od znotraj navzven.	mraz (poškodbe iglic in mladih poganjkov zaradi mraza)
	skorja	rov: dvokraki prečni z daljšim vhodnim kanalom (imajo videz oglatega oklepaja). Rovi ličnik: če so v debeli skorji, so dolgi do 7 cm; če so v tanki skorji, so dolgi do 10 cm in se zajedajo v beljavo; smoljenje: iz hodnikov v skorji; odpadanje skorje; sprememba barve: iglice postanejo rdeče v zgornjem delu krošnje, ki se širi na celo drevo.	<i>Pityokteines curvidens</i> (krivozobi jelov lubadar)
		rov: večinoma v beljavi, prečno zvezdast in je zgrajen iz velike kotilnice ter iz 4–5, včasih do 7 cm dolgih 2–8 materinskih rovv. Rovi ličink so 3–4 cm dolgi, potekajo vzdolžno.	<i>Pityokteines vorontzowi</i> (Vorontzowov jelov lubadar)
		rov: ploskovni ali lažni zvezdasti; rovi ličink so dolgi 4 cm, končajo se z bubilnicami, ki se zajedajo v beljavo; odpadanje skorje: povzročijo žolne, ki iščejo hrano; sprememba barve: iglice rdečijo v zgornjem delu krošnje, kar se lahko razširi na celotno drevo; črvina.	<i>Cryphalus piceae</i> (zrnati jelov lubadar)
		rov: zvezdast sistem; ima ok. 4 materinske rove, ki so dolgi 4–5 cm (največ 10 cm); rovi ličink so relativno kratki, rahlo se dotikajo beljave; bubilnica se zajeda v beljavo; smoljenje: iz rovv, ki jih dolbejo hrošči zaradi prezimovanja; črvina: za luskami skorje, neopazna; odpadanje skorje: izzovejo žolne, ki iščejo hrano; sprememba barve: rdečenje iglic jelke v zgornjih delih krošnje.	<i>Pityokteines spinidens</i> (ostrozobi jelov lubadar)
veja	metličasti izrastki: iglice na metlici so rumeno zelene barve, drobne in odebeljene. Metla lahko doseže velikost do 1 m. Starost metlice je lahko 20–60 let; rak: odprti in zaprti tip. Nastane, ko se odlomi metlica; trošišča: na spodnji strani iglic, rumeno beli eciji; iglice prezgodaj odpadejo: iglice na metlici odpadejo že poleti.	<i>Melampsorella caryophyllacearum</i> (jelov metličasti rak)	
<i>Acer</i>	deblo	rak: navadno pravilne elipsaste oblike; podgobje: v skorji je belo do bež podgobje v obliki pahljačic; trošišča: periteciji črne barve na osrednjem delu rakave rane.	<i>Eutypella parasitica</i> (javorov rak)

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
	koreninski vrat	rov ; črvina ; izletne odprtine : so velike 1–1,5 cm; nahajajo se na spodnjem delu debla in na koreninah, ki so na površju tal in so popolnoma pravilne okrogle oblike; obžiranje : listov, listnih pecljev, skorje poganjkov.	<i>Anoplophora chinensis</i> (kitajski kozliček)
	list	venenje : listov; sušenje : naglo sušenje listov na posameznih vejah; sprememba barve : na prerezu obolelih vej vidimo proge različne širine. Pri javoru se barva spremeni v zelenkasto, pri lipi v sivo.	<i>Verticillium albo-atrum</i> (verticilijska uvelost listavcev)
	poganjek	nekroza : na listu, poganjku, v skorji; izločki : črn izloček na skorji; sušenje : cele rastline v kasni fazi bolezni.	<i>Phytophthora ramorum</i> (fitoftorna sušica vejic)
	skorja	rov : v lesu, premera 1–3 cm; črvina : na deblu in vejah; izletna odprtina : premera 1–1,5 cm.	<i>Anoplophora glabripennis</i> (azijski kozliček)
<i>Castanea</i>		trosišča : blede rdeče in živo rdeče barve v obliki drobnih bradavic. Bledo rdeče barve so sporodohiji, ki se pojavijo v zimskem času. Živo rdeče barve so periteciji, ki se pojavijo spomladi; v njih pa askospore dozori komaj jeseni; sušenje : vej, poganjkov in predelov skorje na deblu.	<i>Nectria cinnabarina</i> (rdeča sušica listavcev)
	brst	šiška : v premeru merijo 5–20 mm, so zelene ali rožnato zelene barve, zgrajene so iz ene ali več kamric. Nastajajo na novih poganjkih, najdemo pa jih lahko tudi na listnih žilah ali na osnovah moških socvetij.	<i>Dryocosmus kuriphilus</i> (kostanjeva šiškarica)
	deblo	rak ; uleknjena skorja : se suši in začne pokati. Najprej vzdolž, potem tudi povprek in se lahko loči od lesa; podgobje : v skorji, rjavorumenno, pahljačasto; sušenje : posameznih vej. Ko nekroza objame vejo ali deblo. V času 1–10 let. Listje se obarva rumeno, rumenorjavo in včasih rdečerjavo; listje ne odpade : ostane na vejah čez zimo; trosišča : mesec dni po okužbi se pojavijo rumenordeče bradavice, to so nespolna trosišča, piknidiji. Pozneje se v isti stromi razvijejo spolna trosišča, periteciji; adventivni poganjki : pod rakavo rano.	<i>Cryphonectria parasitica</i> (kostanjev rak)
	korenina	izločki : črni madeži na koreninah in deblu, iz katerih se lahko cedi črna tekočina, ki je produkt reakcije tanina in železa; sušenje : vej; sprememba barve : listje rumeni; listje prezgodaj odpade .	<i>Phytophthora cambivora</i> (črnilovka kostanja)
<i>Cupressus</i>	deblo	rov : eliptični, manjši premer 4–8 mm, daljši premer 14–20 mm; izletna odprtina : v obliki črke D.	<i>Buprestis cupressi</i> (cipresov krasnik)
	poganjek	nekroza : skorje; uleknjena skorja ; rak ; sušenje : poganjkov.	<i>Seiridium cardinale</i> (cipresov rak)
<i>Fagus</i>	deblo	uleknjena skorja ; rak : nepravilne oblike; trosišča : rdeči periteciji.	<i>Neonectria ditissima</i> (bukov rak)
		trosnjak : trosnjaki zrastejo na ranah, bolj pogosto pa na panjih. So mehki, sočni, kratkotrajni, imajo kratek široki pecelj, trosnjak ima obliko lijaka. Z zgornje strani so rumenkasti in rjavo luskasti. Na spodnji strani so pore, ki so široke in oglate; trohnoba : pisanobela, bolj pogosta je v mrtvih kot na živih drevesih, najprej povzroča trohnobo jedrovine, pozneje razkraja tudi beljavo.	<i>Polyporus squamosus</i> (luskasti luknjičar)
		trosnjak : večletni, konzolasti, do 50 cm veliki, trdi, kopitaste oblike. Zgornja stran je izbočena, siva s koncentričnimi conami, od umazanobe do črnkasto sive barve. Spodnja stran je ravna, ima okrogle pore. Rob gobe je belosiv in žametno mehak; trohnoba : bela, hitro razkraja les.	<i>Fomes fomentarius</i> (bukova kresilka)
		rov : v skorji in lesu; izločki : črni izcedek; hipertrofija : na skorji, dimenzij do 5 cm, v skorji je rov.	<i>Taphrotychus bicolor</i> (kosmati bukovi lubadar)

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
		rov: lestvičasti tip, sestavljen je iz vhodnega kanala, materinskega hodnika in rovvov ličink. Vsi hodniki so v preseku okrogli in merijo 1,5–2,0 mm. Pri trdih listavcih se radialni vhodni kanal zajeda do 5 cm, pri mehkih listavcih pa do 8 cm globoko. Pri trdih listavcih se radialni kanal navadno razveji v dva materinska hodnika, ki sta dolga 2–5 cm in potekata po braniki v isti ravnini, pri mehkih listavcih pa sekajo branike.	<i>Xyloterus domesticus</i> (bukov lestvičar)
	klični list	sprememba barve: Temno zelene pege, ki hitro porjavijo.	<i>Phytophthora cactorum</i> (propadanje bukovih kalčkov)
	koreninski vrat	nekroza: skorje v obliki klinov ali pasov. Odmrle dele skorje poskuša drevo zarasti s kalusom; trosišča: kot oglje črne barve, ploskovna, v obliki novčičev, velikosti 5–20 mm, če se trosišča združujejo, so lahko velika tudi do 12 cm.	<i>Biscogniauxia nummularia</i> (pooglenitev bukve)
	poganjek	nekroza: na listu, poganjku, v skorji; izločki: črn izloček na skorji; sušenje: cele rastline v pozni fazi bolezni.	<i>Phytophthora kernoviae</i> (fitoftorna sušica vejic)
	skorja	preja: bela na skorji; nekroza: v skorji pod prejo.	<i>Cryptococcus fagisuga</i> (bukov kapar)
		rov: nepravilne oblike v skorji in floemu; izletna odprtina: v obliki črke D.	<i>Agrilus viridis</i> (zeleni bukov krasnik)
		izločki: črni madeži na skorji; nekroza: na robu črnih madežev v skorji, rdečerjave barve.	<i>Phytophthora citricola</i> (trohnoba skorje divjega kostanja)
<i>Fraxinus</i>	deblo	rak: skoraj simetrična oblika rakaste tvorbe, do 30 cm velike. Značilne so ovalne kalusne nabrekline, iz katerih lahko sklepamo o starosti raka; trosišča: rdeči periteciji, vidni že s prostim očesom.	<i>Neonectria galligena</i> (jesenov glivični rak)
		rak: odprti rak. Na skorji se pojavijo eliptične vzdolžne pege. Skorja se ulekne in razpoka vzdolž in povprek. Lubje razpade. Na robu rane nastaja kalus. Rana se širi in pogloblja v kambij in les; rak: bradavičasti rak. Kalus se tvori v obliki bradavic, ki imajo spužvasto zgradbo, v katerih so luknjice zapolnjene z bakterijskim izločkom.	<i>Pseudomonas syringae</i> subsp. <i>savastanoi</i> (jesenov bakterijski rak)
	poganjek	venenje; nekroza: na poganjkih in listnih pecljih; rak; listje prezgodaj odpade: konec avgusta; trosišča: na lanskim odpadlih pecljih v opadu so beli apoteciji veliki do 1 cm.	<i>Chalara fraxinea</i> (jesenov ožig)
	skorja	rov: pravilno dvokraki prečni, dolgi 6–10 cm, široki 1,5 mm, s kratkim vhodnim rovom. Rovi ličnik so dolgi 4 cm (povprečje); rak: jesenova roža, ki nastane kot posledica regeneracijskega prehranjevanja ali zrelostnem žrtju ali za prezimovanje; sušenje: celih rastlin.	<i>Leperesinus fraxini</i> (pisani jesenov ličar)
<i>Iglavci</i>	deblo	rov: lestvičasti tip rovnega sistema: sestavljen je iz vhodnega kanala, materinskih hodnikov in rovvov ličink. Hodniki merijo v premeru 1,5 mm. Radialni vhodni kanal je dolg 5–10 cm, od njega se odcepita dva materinska hodnika, ki potekata po braniki v isti ravnini in jo redkokdaj sekata. Ličinke vrtajo 4–4,8 mm dolge rove v smeri lesnih vlaken; črvina: samo v zgodnjem stadiju napada.	<i>Xyloterus lineatus</i> (progasti lestvičar)
		prelom, odlom; izruvanje drevesa	veter (vetrolom)
		trosnjak: ploskoven, več centimetrov velik. V gladki trosovni plasti so posebne hife, ki ob ranitvi izločajo sok, ki na zraku pordeči; trohnoba: bela.	<i>Stereum sanguinolentum</i> (krvaveča krvoslojevka)
		prelom, odlom	sneg (snegolom)
		pokanje in odpadanje skorje: v obliki ozkega žleba ali iztrgani deli lesa ter krošnje.	strela

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
	korenina	sprememba barve: listje rumeni; velikost listov: manjši listi; iglice prezgodaj odpadejo; podgobje: med skorjo in lesom, pahljačastega videza, ki v temi fosforescira; rizomorf: pod skorjo; trošnjak: lističasta goba, ki zraste ob ali na mrtvem panju ali koreničniku, v šopih; trohnoba: trohneč les je svetlo rumene ali bele barve, vlažen in gobast.	<i>Armillaria ostoyae</i> (bela trohnoba korenin)
	poganjek	obžrt	<i>Cervus elaphus</i> (navadni jelen, rdeči jelen)
<i>Laburnum</i>	skorja	rov	<i>Hylastinus fankhauseri</i> (nagnojev ličar)
<i>Larix</i>	deblo	uleknjena skorja; pokanje in odpadanje skorje; smoljenje; rak: odprti tip. Drevesu ne uspe s kalusom omejiti širjenje glive; trošišča: Na robu rakastih tvorb rumenkasto beli piknidiji; na istih mestih se v juliju in avgustu razvijejo apoteciji, ki imajo rob bele barve, trosovnica je oranžna.	<i>Lachnellula willkommii</i> (macesnov rak)
	iglica	defoliacija; zapredek; sprememba barve: barva krošnje se spremeni v rdečo rjavo. mina: izjedena je polovica iglice.	<i>Cephalcia lariciphila</i> (macesnova zapredkarica) <i>Coleophora laricella</i> (molj macesnovih iglic, mešičkar)
		obžrte iglice	<i>Pristiphora laricis</i> (macesnova grizlica)
	skorja	rov: vzdolžni zvezdast sistem, iz kamrice izhajajo do trije materinski hodniki (dva v eno smer in eden v nasprotno smer), navadno so dolgi 13–17 cm. rov	<i>Ips cembrae</i> (veliki macesnov lubadar) <i>Cryphalus intermedius</i> (zrnati macesnov lubadar)
<i>Listavci</i>	cela rastlina	listje prezgodaj odpade; sušenje: vej in debla	suša
		venenje; sušenje	osušitev tal
	deblo	trošnjak: zraste na mrtvem drevesu, redkeje na še živem drevju pri tleh v bližini ran. Trošnjaki so trdi, lesnati, trajni, ploščate konzolaste oblike, velikosti do 40 cm. Spodnja stran je bela, nato rumenkasta z drobnimi okroglimi porami; trohnoba: povzroča pisanobelo trohnobo jedrovine in beljave, ki ju razgradi tudi do 5 m visoko od tal. rana: mehanski nastanek, npr. objedanje skorje od divjadi, sečno pravilna opravila v gozdu.	<i>Ganoderma lipsiense</i> (pisanobela trohnoba listavcev) mehanska poškodba
		pokanje in odpadanje skorje: na deblu v jugozahodnih legah, po poseku bližnjih dreves, ko zaradi skrajnega segretja kambij odmre in se skorja oddeli od lesa. trošnjak: trošnjaki so do 5 cm veliki, tanki, kožasti, polkrožni z zavitim ali nazobčanim robom. Zgornja stran je siva in dlakava. Spodnja stran ima v obliki pahljače razporejene lističe rjavkaste barve; trohnoba: bela, v beljavi. trošnjak: trošnjaki so v obliki značilnih gob z betom in klobukom, zrastejo ob dnu debla in na panjih. Zgornja stran klobuka je rumenkasta in pokrita z močnimi temnimi luskami. Bet je v zgornjem delu rumen, v spodnjem temen in luskast. Trosovnica je sestavljena iz lističev; trohnoba: bela. rov; črvina; venenje; sprememba barve: listja ali iglic.	sonce (sončni ožig) <i>Schizophyllum commune</i> (navadna cepilistka) <i>Pholiota squarrosa</i> (hrpavi luskinar) <i>Xyleborus germanus</i>

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
	korenina	sprememba barve: listje rumeni; velikost listov: manjši listi; listje prezgodaj odpade; podgobje: med skorjo in lesom, pahljačastega videza, ki v temi fosforescira; rizomorf: pod skorjo; trošnjak: lističasta goba, ki zraste ob ali na mrtvem panju ali korenčniku, v šopih; trohnoba: trohneč les je svetlo rumene ali bele barve, vlažen in gobast.	<i>Armillaria mellea</i> (bela trohnoba korenin)
	list	defoliacija	<i>Lymantria dispar</i> (gobar)
	skorja	obžrt	<i>Sciurus vulgaris</i> (navadna veverica)
	veja	hipertrofija: na predelu, kjer je pritrjen grmiček; sušenje: vej nad hipertrofijo. uleknjena skorja: udarnina od toče; iznakaženost: zaraščanje rane s kalusno nabreklino.	<i>Viscum album</i> (bela omela) toča
<i>Ostrya</i>	poganjek	nekroza: v skorji; rak: pravilne eliptične oblike; sušenje: posameznih vej ali celega drevesa.	<i>Botryosphaeria dothidea</i> (sušenje črnega gabra)
<i>Picea</i>	deblo	trohnoba: povzroča rjavo prizmatično trohnobo beljave in jedrovine. Okužen les je najprej rdečkaste barve, nato se v lesu pokažejo belkaste proge, nazadnje les potemni in razpade v prizmatične koščke; trošnjak: večletni trošnjaki, plosko kopitaste oblike, velikosti do 50 cm v premeru. Z zgornje strani so gladke, sive do črne barve z izrazitim rdečim robom. Spodnja stran je rumenkastobela. Tkivo gobe je plutasto in rumeno. trošnjaki: se pojavljajo v skupinah, najpogosteje ob vznožju okuženega drevesa. So enoletni, beli, mesnati, pore so velike in nepravilne oblike; trohnoba: bela prizmatična, v jedrovini. rov; črvina rov; črvina	<i>Fomitopsis pinicola</i> (smrekova kresilača) <i>Polyporus borealis</i> (bela smrekova trohnoba) <i>Tetropium fuscum</i> (rjavi smrekov kozliček) <i>Tetropium castaneum</i> (smrekov kozliček)
	korenina	trohnoba: jedro lesa postane vijoličaste, nato rdečkasto kostanjeve barve. Trohnenje napreduje tako, da se pokažejo podolgovate bele lise, ki se začnejo s časom združevati, jedrovina postane bledorumena, vse bolj porozna in vlaknata. Lahko se razgradi do takšne stopnje, da deblo postane votlo; trošnjaki: na koreninah ali koreninskem vratu: so tanki, skorjasti, se bolj ali manj prilegajo ob podlago, so večletni. Z zgornje strani so razbrazdani, rjave barve z belim robom. Spodnja stran, himenij, je bele barve in ima drobne pore.	<i>Heterobasidion parviporum</i> (smrekova rdeča trohnoba)
	iglica	defoliacija defoliacija; zapredek; sprememba barve: barva krošnje se spremeni v rdečo rjavo. obžrt	<i>Lymantria monacha</i> (smrekov gobar) <i>Cephalcia abietis</i> (smrekova zapredkarica) <i>Pachynematus montanus</i> (montanska smrekova grizlica)
		obžrt: mlade pagosenice obžirajo le del iglice do glavne žile, tako da iglica visi na nitki; starejše pagosenice žrejo cele iglice; defoliacija; sprememba barve: vrhnji del krošnje pordeči in porjavi; iznakaženost: vrhov. sprememba barve: pri smreki in duglaziji: iglice zadnjega letnika se obarvajo rdečerjavo; pri jelki: iglice postanejo olivnosive od olivnorjave; pri omoriki: pegaste kloroze in rjavenje, ki se začne na vrhu iglice; iglice prezgodaj odpadejo.	<i>Pristiphora abietina</i> (navadna smrekova grizlica) sol
	poganjek	obžrt	<i>Glis glis</i> (navadni polh)

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
	skorja	rov: ima eno do trikrake, vzdolžne, redkeje 4-krake, vzdolžne oz. vzdolžno zvezdaste rovne sisteme. Materinski hodniki so navadno dolgi 6–12 cm, izjemoma tudi do 15 cm in široki 3–3,5 mm. Na te se prečno navezujejo do 6 cm dolgi, sprva ozki in nato vedno širši rovi ličink, ki se končajo z ovalno bubilnico; črvina: opekasto rjave do rjave barve; smoljenje; sprememba barve: krošnja postane zelenkasto siva, rumenkasto rjava ali rdečkasta. Skorja odstopa od debel šele po osutju iglic; odpadanje skorje.	<i>Ips typographus</i> (osmerozobi smrekov lubadar)
		rov: zvezdast sistem, 3–8 materinskih hodnikov, 2–6 cm dolgi, 1 mm široki. Rovi ličink so dolgi 2–4 cm.	<i>Pityogenes chalcographus</i> (šesterozobi smrekov lubadar)
		rov: zvezdast sistem; iz kotilnice izhaja 3 do 6 materinskih hodnikov, ki so dolgi 3–6 cm in široki 1,5–1,8 mm. Materinski rovi in rovi ličink ležijo v skorji.	<i>Polygraphus poligraphus</i> (dvojnooki smrekov ličar)
		rov: ploskovni sistem.	<i>Dendroctonus micans</i> (orjaški smrekov ličar)
		rov: ploskovni sistem, lažni zvezdasti; smoljenje: iz hodnikov na vejah; hipertrofija: na vejah zaradi rovon; sprememba barve: iglice navadne smreke sivo zelene, iglice jelk rdečijo v zgornjih delih krošnje, kar se širi na celotno drevo.	<i>Cryphalus abietis</i> (zrnati smrekov lubadar)
		rov: zvezdast, 3 do 7 materinskih rovon izhaja iz centralne kotilnice. Rovi ličink so dolgi 4–5 cm. Materinski rovi se zajedajo v beljavo, rovi ličink ležijo v skorji, tudi bubilnice so v skorji.	<i>Ips amitinus</i> (mali osmerozobi smrekov lubadar)
<i>Pinus</i>	brst	smoljenje: jeseni brste zalije smola, spomladi takšni brsti ne odženejo; nekroza: se širi v skorji iz smeri brsta navzdol po poganjku; iglice prezgodaj odpadejo: na lanskoletnem delu poganjka; adventivni poganjki: krošnja dobi grmast videz; trošišča: na brstih in poganjki, črna nespolna trošišča v velikosti bucikine glave. Spolna trošišča, apoteciji se pojavijo drugo leto.	<i>Gremmeniella abietina</i> (odmiranje poganjkov črnega bora)
	deblo	nekroza: na spodnjem delu debla, ki se kažejo v manjših nabreklinah – kalusne tvorbe, ki sčasoma počijo; rak: odprtega tipa, nepravilne oblike; trošišča: sivočrni, kolustasti apoteciji, velikosti 1–2 mm; smoljenje.	<i>Crumenulopsis sororia</i> (borov debelni rak)
		sušenje: vrh drevesa se posuši; smoljenje; hipertrofija: nabrekla skorja na obolelem delu; trošišča: rumenooranžni do rdečkasti eciji.	<i>Cronartium flaccidum</i> (mehurjevka rdečega bora)
		trošnjaki: trdi, 5–30 cm široki, konzolaste, kopitaste ali nepravilne oblike. Zgoraj grobo kocinasti, rjave do skoraj črne barve s koncentričnimi conami. Spodnja stran je rdečkasto rumena, pozneje pa rjavkasta in ima drobne okrogle ali večje nepravilne pore. Notranje tkivo je rumeno rjaste barve. Trošnjaki dosežejo starost do 50 let.	<i>Phellinus pini</i> (borova krožljiva trohnoba)
		smoljenje: obilno; rak; venenje: sejancev; trohnoba: strohnele korenine na sadikah; nekroza: v skorji; sprememba barve: iglic v rdečerjavo; sušenje: posameznih vej ali celega drevesa.	<i>Gibberella circinata</i> (borov smolasti rak)

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
	korenina	<p>trošnjaki: zrastejo pozno poleti ali jeseni na pritalnem delu debla na starih ranah. Gobe so najprej mehke in mesnate, nato se posušijo in razpadejo v koščke. Dosežejo lahko velikost do 30 cm, navadno jih je več skupaj. Imajo obliko krožnika ali lijaka. Na zgornji strani so žametaste s koncentričnimi conami rdečkastorjave barve s svetlorumenorjavim robom. Spodnja stran je rumenkasta do zelenkasta, pore so široke in nepravilne; trohnoba: povzročča rjavo prizmatično trohnobo jedrovine. Trohneč les je najprej svetlorumen do bledordečkasto rjav. Postaja krhek in razpoka v primatične koščke. Strohnel les vonja po terpentinu.</p> <p>trošnjaki: do 30 cm široki in 20 cm visoki, smetanostobeli do okrastorumeni, ob osnovi živih dreves ali na panju sveže podrtih dreves, po strukturi podobni cvetači: mesnati pecelj, ki se navzgor razveji v številne ploske trakasto zvite konce s krpastim robom; trohnoba: povzročča rjavo trohnobo. Okužen les je rumenorjave do temnordečerjave barve in razpade v kockice.</p>	<p><i>Phaeolus schweinitzii</i> (vznožna trohnoba iglavcev)</p>
	iglica	<p>defoliacija, preja: zapredek.</p> <p>obžrt</p> <p>nekroza: rumeno obrobljene pege na enoletnih iglicah. Iz teh nastanejo večje rjave nekroze (2–4 mm). Del iglice, ki je za nekrozo, odmre.</p> <p>nekroza: v jeseni in pozimi na iglicah bledezelene pege, nepravilne ali okrogle oblike. Pege pozneje pordečijo in obkrožijo iglice; sušenje: iglice od vrha navzdol; sprememba barve: iglica postane svetlorjava z izrazitimi rdečkastimi obročki; trošiča: na rdečih conah na iglicah, drobne izboklinice, nad katerimi povrhnjica razpoka; iglice prezgodaj odpadejo: iglice odpadajo od pomladi do jeseni.</p> <p>nekroza: proti koncu jeseni opazamo na iglicah drobne rumenkaste pegice, ki se sčasoma večajo. Na eni iglici je lahko do 20 pegic; sprememba barve: čez zimo iglice pordečijo in porjavijo. Sprememba barva iglic se zgodi v nekaj dneh; sprememba barve: med pegicami na iglicah se tvorijo prečne proge, ki predstavljajo antiinfekcijsko pregrado; sušenje: iglice odmrejo; iglice prezgodaj odpadejo: če je na iglici več kot 5 peg. Najmočnejše odpadanje je od marca do maja (pomladanski osip), če je na iglicah manjše število peg, odpadejo šele jeseni od septembra do novembra (jesenski osip); trošiča: elipsaste oblike – histeroteciji z zelenkasto razpoko.</p>	<p><i>Sparassis crispa</i> (borov glivec)</p> <p><i>Thaumatopoea pityocampa</i> (pinijev sprevodni prelec)</p> <p><i>Neodiprion sertifer</i> (rjava borova grizlica)</p> <p><i>Mycosphaerella dearnessii</i> (rjavenje borovih iglic)</p> <p><i>Mycosphaerella pini</i> (rdeča pegavost – obrobljenost – borovih iglic)</p>
	poganjek	<p>rov: dvokraki, prečni, meri do 15 cm; navadno se zajeda v beljavo; rovi ličink so dolgi 3 cm, ki se zajedajo vedno globlje v beljavo; bubilnice so tudi pogreznjene v beljavo; sušenje: enoletnih poganjkov.</p> <p>fiziološka motnja: zmanjšanje ali popolni izostanek izločanja smole; 20 dni po napadu se zmanjša transpiracija; venenje: iglic; sprememba barve: najprej rumene barve iglic, pozneje rdeče rjave; sušenje: cele rastline, 30–40 dni po pojavu zunanjih znamenj.</p>	<p><i>Lophodermium seditiosum</i> (osip borovih iglic)</p> <p><i>Tomicus minor</i> (mali borov strženar)</p> <p><i>Bursaphelenchus xylophilus</i> (borova ogorčica)</p>

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
		<p>sprememba barve: vršički poganjkov porjavijo; zakrnela rast: porjaveli vršički so vidno krajši kot zdravi. Odmiranje se zgodi v intenzivni dolžinski rasti; smoljenje: številne smolne kapljice na odmrlih poganjkih; adventivni poganjki: pod odmrlim enoletnim poganjkov se še isto leto aktivirajo speči brsti; sprememba barve: les obarva rožnato-modro.</p>	<p><i>Diplodia pinea</i> (sušica najmlajših borovih poganjkov)</p>
	skorja	<p>rov: vzdolžno zvezdast sistem v obliki črke Y ali H; rovi ličink so pravokotni na materinskega; bubilnica je na koncu rova ličinke; sušenje: vrha krošnje.</p>	<p><i>Ips sexdentatus</i> (dvanajsterozobi borov lubadar)</p>
		<p>rov: zvezdast sistem: sestavljen iz večje kotilnice in 3–5 (največ 12) do 40 cm dolgih in precej širokih materinskih hodnikov. Rovi ličink so dolgi 3 cm. Celotni rovni sistem se zajeda v beljavo.</p>	<p><i>Ips acuminatus</i> (ostrozobi borov lubadar)</p>
		<p>rov: enokrak, vzdolžen, dolg do 16 cm; vhodni kanal je poševen, kar daje materinskemu hodniku podobo pipe. Rovi ličink je globoko pogreznjeni v ličje, obdani so s smolo; na koncu so podolgovate bubilnice; sušenje: eno in dvoletnih poganjkov.</p>	<p><i>Tomicus piniperda</i> (veliki borov stržesar)</p>
	veja	<p>nekroza: na iglicah bora, rumene pege, pojavijo se jeseni, čez eno leto se pege povečajo v trakove; iz iglic se micelij glive širi v skorjo vejic in od tam v skorjo debla; sprememba barve: skorje iz naravne olivno zelene v rumenkasto, oranžno; hipertrofija: okuženi del skorje rahlo nabrekne; trošišča: na nekrotični skorji se v juniju in juliju pojavijo 2–3 mm veliki plitvi izrastki rjavorumene barve, to so vrčasta trošišča, spermogoni; trošišča: na istem mestu kot spermogoni, se naslednjo pomlad, v aprilu in maju, pojavijo eciji. Eciji so okrogli, 2–3 mm debeli, 4–12 mm dolgi, mehurčki, belkaste do živo rumene barve. Pojavljajo se v skupinah; rak; smoljenje.</p>	<p><i>Cronartium ribicola</i> (mehurjevka zelenega bora ali ribezova rja)</p>
		<p>sušenje: poganjkov; sprememba barve: iglice rdečijo, porjavijo in odpadejo; trošišča: na lubju se pojavijo v skupinah, rdeče rjava spolna trošišča, apoteciji. V suhem vremenu so apoteciji zaprti in kroglasti, v vlažnem vremenu pa so odprti in skledate oblike.</p>	<p><i>Cenangium ferruginosum</i> (sušica borovih vej)</p>
<i>Populus</i>	deblo	<p>trošnjaki: nastanejo na mestu ran in na mestih posušenih vej. Ko se pojavijo, se je trohnoba razširila 4–5 m v deblu. Trošnjaki so večletni, lahko so stari več 10 let. Veliki so navadno do 20 cm, kopitaste oblike, zelo trdi, lesnati. Zgornja stran je sivočrna do črna, v začetku gladki, pozneje hrapavi in razpokani. Spodnja stran je izbočena, siva do rdečerjava z drobnimi porami; trohnoba: bela; rak: redko, se kaže kot nagubana površina skorje.</p>	<p><i>Phellinus igniarius</i> (vrbov plutač)</p>
		<p>trošnjaki: zrastejo na deblu nekaj metrov visoko od tal, so grobi, barve lesa, rob klobuka je zabit navznoter. Klobuk in bet je prekrit z belimi, minljivimi luskami. Trosovnica je sestavljena iz lističev; trohnoba: bela.</p>	<p><i>Pholiota destruens</i> (topolov luskinar)</p>
		<p>črvina: najprej tanka in rjava, pozneje debelejša in bela; obžrt: značilne luknjice v listih, okrogle do ovalne; nikoli ne sežejo do roba lista.</p>	<p><i>Saperda carcharias</i> (veliki topolov kozliček)</p>
		<p>rov: vzdolžni, nepravilni, do 2 m dolgi; v preseku so ploščati in široki do 10 cm; črvina; vonj: gosenice imajo vonj po kislu.</p>	<p><i>Cossus cossus</i> (vrbov zavrtič, vrbar)</p>
	poganjek	<p>hipertrofija: na deblu, kjer se razvija ličinka; črvina.</p>	<p><i>Saperda populnea</i> (mali topolov kozliček)</p>

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
	veja	<p>sprememba barve: skorja spremeni barvo; izločki: na mestu spremenjene barve se skorja rahlo privzdigne. Iz tega mesta se cedi bakterijski izloček, gosta sluzasta tekočina; rak: nepravilne, razbrazdane, podolgem in počez razpokane rakaste tvorbe; sušenje: če rak objame vejo ali deblo.</p> <p>uleknjena skorja: temne uleknjene pege na skorji spomladi. Ko je rastlina v soku, se temni del skorje privzdigne kot mehur in še bolj potemni. Pege se najpogosteje pojavljajo na prehodu med eno in dvoletnim lesom, v vejnih pazduhah, ob brstih in mestih, kjer je odpadlo listje; nekroza: uleknjene pege se začnejo večati, sušiti in pokati podolgem in počez. Če nekroza objame deblo ali vejo, se deli nad tem začnejo sušiti; sprememba barve: beljava pod okuženo skorjo je rdečerjave barve; trosišča: v maju in juniju se na posušenem lubju pokažejo črne bradavice velike 1–2 mm, piknidiji. Periteciji, spolna trosišča, se pojavijo naslednje leto, navadno ob robu odmrlega tkiva; rak: večinoma odprti tip.</p> <p>hipertrofija: na veji ali na tankem deblu; rov: vertikalni, v strženu, dolg 15–20 cm; črvina.</p>	<p><i>Xanthomonas populi</i> (topolov bakterijski rak)</p> <p><i>Cryptodiaporthe populea</i> (topolov rak)</p> <p><i>Sciapteron tabaniformis</i> (topolov steklokrilec)</p>
<i>Prunus</i>	cvet	<p>kloroza: listov in plodov v obliki krogov, pasov ali peg; sprememba barve: plodov, listov, koščic; iznakaženost: plodov.</p>	<p>Potyvirus plum pox virus (šarka)</p>
	skorja	<p>obžrt: skorja; v trakovih od korena do vej, višine 5 m; na starejših deblih obžrta skorja vrhačev in vej.</p>	<p><i>Clethrionomys glareolus</i> (gozdna voluharica, rdeča voluharica)</p>
<i>Pseudotsuga</i>	iglica	<p>nekroza: drobno rumeno zelene pege na iglicah v jeseni. Pegice se sčasoma večajo in postanejo rdečevijoličaste. Od februarja do maja so pege rdeče rjave; trosišča: na spodnji strani iglic, v stromah nastanejo apoteciji, ki so rumeno rjavi in podolgovate oblike ter zorijo v maju in juniju; iglice prezgodaj odpadejo: julija.</p> <p>sprememba barve: iglice znotraj vse krošnje postopoma izgubljajo zeleno barvo, kar traja 2–3 leta: najprej bronasto zelene, potem umazano rdečkastorjave. Obarvanje iglic poteka najprej na vrhu iglice, potem pa cele, razen pri dnu. Iglice odpadejo po 2–3 letih; trosišča: na spodnji strani iglic prodrejo skozi listne reže (pseudoteciji), najprej so prekriti s kapljicami smole, zato so videti beli, v drugem in tretjem letu postanejo črni, zato dobijo iglice na spodnji strani sajast videz.</p>	<p><i>Rhabdocline pseudotsugae</i> (rdeči osip duglazije)</p> <p><i>Phaeocryptopus gaeumannii</i> (sajasti osip duglazije)</p>
	skorja	<p>uleknjena skorja: okoli stranske veje. Odmrlo lubje se posuši in odpade. Okoli nekroze je značilen ostro privzdignjen rob; sprememba barve: uleknjena skorja spremeni barvo v rjavo.</p>	<p><i>Phacidium coniferarum</i> (uleknjenost lubja duglazije)</p>
<i>Pyrus</i>	cvet	<p>sprememba barve: cvetovi se obarvajo črno; nekroza: najprej propadejo listni peclji. Potem se nekroza širi iz smeri glavne listne žile navzven proti listnemu robu. Končno lahko dobi cel poganjek rjav ali rjavočrn videz; izločki: bakterijski izloček v obliki kapljic na površini odmrlih delov rastlin. Iz teh kapljic čebele in druge žuželke ter veter prenašajo bakterijo na druge rastline.</p>	<p><i>Erwinia amylovora</i> (hrušev ožig)</p>
<i>Quercus</i>	deblo	<p>uleknjena skorja: se trga in odpade v koščkih; nekroza: se širi v obliki jezika od osnove debela do 2 m višine; rak: na robu rane in nekroz so kalusne nabrekli; trosišča: na dveletni odmrli skorji, 0,5–1 mm veliki, rjavi apoteciji.</p>	<p><i>Pezicula cinnamomea</i> (rak na rdečem hrastu)</p>

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
		trošnjaki: so 40 cm veliki, žveplenorumeni, konzolasti. Pojavijo se na deblu v različnih višinah, eden nad drugim. Čas pojavljanja: maj–junij. Trošnjaki so mehki, mesnati, ploščati in valoviti, enoletni. Pore v trosovnici so okrogle;	<i>Laetiporus sulphureus</i> (žvepleni lepoluknjičar)
		trohnoba: rjava, v jedrovini.	
		trošnjaki: so majhni, kožasti, večji del je prirasel na podlago. Gornja stran je sivkasta in dlakava. Spodnja stran je rjasta in pordeči ob dotiku; trohnoba: bela, okužena jedrovina ima najprej rjave lise, nato porumeni.	<i>Stereum spadiceum</i> (osmoljena slojevka)
		rov: lestvičasti rovni sistem.	<i>Xyloterus signatus</i> (hrastov lestvičar)
		rov: rovni sistem je viličast. Samica radialno dolbe valovit hodnik do 30 cm dolžine v isti ravnini. Od tega hodnika dolbe radialno proti sredini debla, enkrat na levo, drugič na desno stran v različnih kotih do 18 cm dolžine; črvina: dolga vlakna; izriva samec.	<i>Platypus cylindrus</i> (hrastov strženar)
		rak: v središču raka je pogosto suh štrcelj veje; trošnjaki: skorjasti, nepravilno oblikovani, sivorjave barve; trohnoba: pod rano nastane progasta bela trohnoba, ki se širi le v beljavo.	<i>Stereum rugosum</i> (rak rdečega hrasta)
		rov; črvina	<i>Cerambyx cerdo</i> (hrastov kozliček ali strigoš)
	korenine in korenčnik	trošnjaki: zrastejo na deblih in panjih v jeseni, so enoletni, sočni, mesnati, rdeče barve, v obliki jezika ali jeter. Iz poškodovanih gob se cedi rdeča tekočina. Na spodnji strani so proste, zelo dolge valjaste cevčice rumene barve;	<i>Fistulina hepatica</i> (jetrasta cevača)
		trohnoba: rjava, prizmatična, v jedrovini.	
	list	bela prevleka; nekroza; nepravilna razrast; sušenje; listje prezgodaj odpade	<i>Erysiphe alphitoides</i> (hrastova pepelovka)
		defoliacija: lahko popolni golobrst.	<i>Tortrix viridana</i> (zeleni hrastov zavijač)
		defoliacija; preja: zapredek.	<i>Thaumtopoea processionea</i> (hrastov sprevodni prelec)
	skorja	odpadanje skorje: skorja poka in odpada; trošišča: stroma črna kot oglje, trošišča so podolgovata z dvignjenim robom, 1,8–7 cm dolga, lahko se zraščajo med seboj.	<i>Biscogniauxia mediterranea</i> (pooglenitev hrastov)
		rov; sušenje: vej; izletna odprtina: v obliki črke D.	<i>Agrilus biguttatus</i>
	veja	hipertrofija: odebelitve vej do premera 30 cm na mestu izraščanja grmička; sušenje: vej nad odebelitvami.	<i>Loranthus europaeus</i> (navadno ohmelje)
		izletna odprtina: v obliki črke D.	<i>Agrilus angustulus</i>
		rov: okoli veje; sušenje; izletna odprtina: v obliki črke D.	<i>Coraeus florentinus</i> (hrastov krasnik)
<i>Salix</i>	korenina	obžrt: korenine in skorja.	<i>Arvicola terrestris</i> (veliki voluhar)
<i>Thuja</i>	poganjek	sprememba barve: vršički poganjkov porumenijo in porjavijo; sušenje: v začetni fazi vrh poganjkov, pozneje celi poganjki.	<i>Kabatina thujae</i> (odmiranje poganjkov cipresovk)
<i>Tilia</i>	deblo	trošnjaki: v obliki gob s klobukom in pecljem, zrastejo pozimi v gostih šopih na panjih ali koreninah ali na odmrlih delih debla. Klobuk je zgoraj rumenkast in sluzast. Pecelj je v zgornjem delu rumenkast, v spodnjem črnkast in pokrit s temnimi dlačicami; trohnoba: rumenkastobela, luknjičasta, predvsem v beljavi; rizomorf: med lubjem in lesom.	<i>Flammulina velutipes</i> (zimsko panjevka)
	skorja	rov	<i>Ernoporus tiliae</i> (lipov lubadar)

Gostitelj	Del rastline	Simptom	Škodljiv dejavnik
<i>Ulmus</i>	poganjek	venenje: najprej najmlajše listje, potem starejše. Listje pri sušenju ostane navadno zeleno. Če so bili poganjki ob venenju še zeleni, potem se njihovi vršički kljukasto zavijejo; listje prezgodaj odpade; sušenje: celega drevesa; sprememba barve: temno obarvane letnice na prerezu vej ali debla. Rjavenje je opazno v spomladanskem ali poletnem delu letnic.	<i>Ophiostoma ulmi</i> in <i>O. novo-ulmi</i> (odmiranje brestov holandska brestova bolezen)

7.2 PRILOGA 2: ANKETA

E-varstvo gozdov Slovenije**1. Osnovni podatki***** 1. Območna enota***** 2. Krajevna enota***** 3. Delovno mesto** vodja krajevne enote revirni gozdar*** 4. Ali boste uporabljali storitve sistema e-varstvo gozdov Slovenije?** da ne**2. Portal**

Vsebine portala bodo:

- aktualne novice iz varstva gozdov,
- arhiv poročil poročevalsko, diagnostične-prognostične službe za varstvo gozdov (PDP),
- priročnik za ugotavljanje vzroka poškodbe na drevju: bolezni in škodljivci,
- letna poročila iz varstva gozdov na ravni GGO in cele Slovenije,
- koristne povezave, zakonodaja, izobraževalno gradivo,
- javno dostopni podatki iz zbirke e-varstvo gozdov.

5. Napišite druge vsebine, ki bi jih radi imeli na portalu e-varstva gozdov.***6. Ali bi uporabljali forum na portalu e-varstva gozdov?** da ne***7. Ali naj bo forum odprt za javnost ali zaprt samo za gozdarje?** odprt za javnost zaprt za gozdarje dva foruma, kjer bi eden bil eden odprt za javnost, drug pa zaprt za gozdarje

E-varstvo gozdov Slovenije

3. Računalniški program, podatkovna zbirka

Način dela v programu e-varstva gozdov bo ohranjal način delovanja ZGS. Osnovne podatke bo vnašal revirni gozdar. Zapise bo pregledal vodja KE in jih potrdil. Zapise bo zaključil in zaklenil vodja odseka za gojenje in varstvo gozdov na OE.

Pri razvoju računalniške aplikacije za e-varstvo gozdov bomo sledili naslednjim usmeritvam:

- enostaven za uporabo,
- pregleden,
- prijazen do uporabnika,
- uporaben na vsaki ravni ZGS,
- določen podatek se vnese samo enkrat (ni dvojnega vnosa).

*** 8. Za potrebe lažjega izpolnjevanja obveznih prilog iz Pravilnika o varstvu gozdov (priloga 5 – Zbirno poročilo o pojavu podlubnikov in priloga 7 – Poročilo o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu) in za potrebe Fitosanitarne uprave Republike Slovenije bomo v sečno spravljeni manual dodali novo polje, s katerim bo v primeru varstveno-sanitarne sečnje (koda 300 in 900) možno natančneje določiti povzročitelja oziroma glavnega povzročitelja varstveno-sanitarne sečnje. Vnos povzročitelja bo olajšan – v seznamu možnih povzročiteljev se bo pojavil omejen izbor glede na izbrano vrsto sečnje in drevesno vrsto. Ali se strinjate z novim poljem?**

da

ne

***9. Ulov podlubnikov v kontrolnih pasteh se sedaj beleži na papirju. Podatki o ulovu v kontrolnih pasteh so pomembni za ugotavljanje trendov razvoja podlubnikov in lahko služijo za racionalizacijo postavitve števila kontrolnih pasti. Ali se strinjate, da v e-varstvu pripravimo obrazec, ki bi podatke iz kontrolnih pasti zbirali elektronsko? Določen bo minimalni potrebni vnos (npr. lokacija, vrsta in količina feromonov, ulov v pasteh do okvirno 15. 6. kumulativno v tekočem letu), omogočeno pa bo tudi redno spremljanje vzdrževanja pasti in ulova).**

da

ne

10. Ker bomo program za e-varstvo gozdov oblikovali po obstoječih programih, ki jih uporabljajo zaposleni na ZGS, želimo izvedeti pomanjkljivosti, da bi se jim v novem programu lahko izognili. Naštete pomanjkljivosti programov xTi in xGj?

E-varstvo gozdov Slovenije

4. Poročila in analize

S poročili in analizami postane računalniški program uporaben in koristen. Pripravili bomo čim več različnih poročil: preglednice, grafikoni, kartni izrisi. Njihov izpis bo enostaven in dinamičen. S postavitvijo različnih pogojev (filtrov) bomo dobili iz podatkovne zbirke, kar si želimo. Dovolili bomo tudi dostop do podatkov iz drugih OE (samo za branje). Primeri poročil in analiz, ki bodo na voljo v programu e-varstva gozdov:

- letno poročila za obvezne priloge iz Pravilnika o varstvu gozdov (poročila o požarih, podlubnikih in drugih škodljivih dejavnikih);
- evropsko poročilo o požarih;
- pregled po letih, trend razvoja škodljivega dejavnika: izbira škodljivega dejavnika, prostorske skale (revir, GGE, GGO, Slovenija) in časovnega obdobja;
- preglednica in grafikon: delež od skupnega sanitarnega poseka in delež od celotnega poseka;
- vrtilna preglednica za dodatne preglede: sanitarni posek v državnih, zasebnih gozdovih glede na vzrok poškodbe;
- preglednica: količina opravljenih del v varstvu gozdov;
- kartni izrisi: lokacije in količina poškodovanosti gozdnega drevja glede na vzrok, lokacije požarov, karta požarne ogroženosti, lokacije kontrolnih pasti za podlubnike, karta žarišč podlubnikov;
- podatke iz preglednic bo možno izvoziti v Excel, dBase, tekstovno datoteko in druge formate.

11. Kakšna poročila in analize še pričakujete oz. predlagate? Če je možno, pošljite primer poročila v tiskani obliki na kontaktni naslov ankete.

5. Končna vprašanja

*** 12. Ali bo elektronski vnos podatkov v zbirko e-varstva gozdov pomenil za vas več ali manj dela?**

- manj
- več

***13. Po vašem mnenju bo razmerje med koristjo (uporabnostjo) e-varstva gozdov in vložnim delom?**

- pozitivno
- negativno

7.3 PRILOGA 3: REZULTATI ANKETE

V prilogi 3 predstavljamo rezultate po anketnih vprašanjih.

1. Območna enota

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
01. Tolmin	15	11,0
02. Bled	6	4,4
03. Kranj	6	4,4
04. Ljubljana	13	9,6
05. Postojna	13	9,6
06. Kočevje	13	9,6
07. Novo mesto	12	8,8
08. Brežice	5	3,7
09. Celje	13	9,6
10. Nazarje	8	5,9
11. Slovenj Gradec	11	8,1
12. Maribor	12	8,8
13. Murska Sobota	6	4,4
14. Sežana	2	1,5
Centralna enota	1	0,7
Skupaj odgovorov	136	

3. Delovno mesto

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
revirni gozdar	61	44,9
vodja krajevne enote	60	44,1
vodja odseka in en vodja oddelka CE	15	11,0
Skupaj odgovorov	136	

4. Ali boste uporabljali storitve sistema e-varstvo gozdov Slovenije?

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
da	129	94,9
ne	7	5,1
Skupaj odgovorov	136	

5. Napišite druge vsebine, ki bi jih radi imeli na portalu e-varstva gozdov.

- Grafikoni, preglednice (podlubniki, ujme itd.).
- Pomembna je ažurnost, da čim prej objavite podatke o pojavih boleznih in škodljivcev tako pri nas kot v tujini in da priložite kakovosten slikovni material.
- Letna poročila iz varstva gozdov po GGE.
- Informacije iz EU.
- Možnost reševanja aktualne problematike v obliki foruma (vprašanje–odgovor): med koristnimi povezavami tudi telefonske številke in elektronski naslovi društev (GD – gasilci, čebelarji, LD – lovci, TD – turistična društva, RD – ribiči, PD – planinci).
- Pod varstvo gozdov spada tudi protipožarno varstvo. Zanimiva bi bila povezava s Centrom za obveščanje in reševanje pri MORS o gozdnih požarih z identifikacijami dogodkov: kraj, čas (nastanka ali intervencije), koordinate.
- Zelo dobrodošel je nazoren fotomaterial in jedrnat opis, saj naj bi bili gozdarji prvenstveno le v gozdu.

- Grafična predstavitev podatkov v prostoru (lokacija ...).
- Poročilo na ravni KE.
- Slike poškodb in bolezni.
- Poudarek naj bo na aktualnih novicah (žariščih) v Sloveniji in v neposredni bližini. Vse informacije naj bodo porabniku prijazne.
- Klimatske razmere, ki vplivajo na razvoj škodljivcev.
- Fotoalbum, koristne povezave, zakonodaja, material za izobraževanje lastnikov, znanstvene raziskave, izobraževalno gradivo.
- Povezava škodljivega dejavnika – lokacije in kontaktnih oseb, ki se jim ta škodljiv dejavnik pojavlja (gojitelj, vodja KE, revirni: GSM in e-naslov).
- Zavarovane gobe in rdeči seznam gliv v Sloveniji – za potrebe naravovarstvenih nadzornikov.
- Opis ukrepov ob vsaki bolezni; slike naj bodo makroskopske; zakonodaja naj bo urejena po vzoru MKGP.
- Digitalizacija poročil iz varstva gozdov po OE – arhiv v PDF; dostop do portala: nekaj je javnih, nekaj samo readonly, nekaj samo z geslom.
- Izsledki iz tujine: zbrani viri na enem mestu.
- Osnovna splošna stran z vsebino: kdo smo, kaj delamo, kje smo, zakaj smo.
- Ključ za določanje naj bo enostaven z ožjim izborom ŠD; biti mora veliko slik.

6. Ali bi uporabljali forum na portalu e-varstva gozdov?

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
da	104	80
ne	26	20
Skupaj odgovorov	130	

7. Ali naj bo forum odprt za javnost ali zaprt samo za gozdarje?

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
dva foruma, kjer bi eden bil eden odprt za javnost, drug pa zaprt za gozdarje	58	50,4
odprt za javnost	41	35,7
zaprt za gozdarje	16	13,9
Skupaj odgovorov	115	

8. Za potrebe lažjega izpolnjevanja obveznih prilog iz Pravilnika o varstvu gozdov (priloga 5 – Zbirno poročilo o pojavu podlubnikov in priloga 7 – Poročilo o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu) in za potrebe Fitosanitarne uprave Republike Slovenije bomo v sečno pravilni manual dodali novo polje, s katerim bo v primeru varstveno-sanitarne sečnje (koda 300 in 900) možno natančneje določiti povzročitelja oz. glavnega povzročitelja varstveno-sanitarne sečnje. Vnos povzročitelja bo olajšan – v seznamu možnih povzročiteljev se bo pojavil omejen izbor glede na izbrano vrsto sečnje in drevesno vrsto. Ali se strinjate z novim poljem?

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
da	107	83,6
ne	21	16,4
Skupaj odgovorov	128	

9. Ulov podlubnikov v kontrolnih pasteh se sedaj beleži na papirju. Podatki o ulovu v kontrolnih pasteh so pomembni za ugotavljanje trendov razvoja podlubnikov in lahko služijo za racionalizacijo postavitve števila kontrolnih pasti. Ali se strinjate, da v e-varstvu

pripravimo obrazec, ki bi podatke iz kontrolnih pasti zbirali elektronsko? Določen bo minimalni potrebni vnos (npr. lokacija, vrsta in količina feromonov, ulov v pasteh do okvirno 15. 6. kumulativno v tekočem letu), omogočeno pa bo tudi redno spremljanje vzdrževanja pasti in ulova).

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
da	92	73,0
ne	34	27,0
Skupaj odgovorov	126	

10. Ker bomo program za e-varstvo gozdov oblikovali po obstoječih programih, ki jih uporabljajo zaposleni na ZGS, želimo izvedeti pomanjkljivosti, da bi se jim v novem programu za varstvo gozdov lahko izognili. Naštejte pomanjkljivosti programov xTi in xGj?

- Včasih so problemi s posodabljanjem programov.
- Prepogosto posodabljanje – težave pri nalaganju programa, preveliko število opcij izpisov, izguba preglednosti.
- Če se program posodablja, ga je treba ponovno zagnati (to bi moralo biti avtomatsko); polje izdano bi moralo ponuditi avtomatsko datum (tisti dan), ko vnašamo podatke.
- v xTi bi bilo treba zamenjati v tabeli m³ in št. dreves enako, kot je na terenskem manualu (seštevanje v stolpcu – to je navpično in ne vodoravno, kot je zdaj).
- Prevzem delovišč (možnost delnega prevzema)?
- Za sedanjo uporabo programa večjih pomanjkljivosti nimata, če bo dodana možnost določitve vzroka sanitarne sečnje, bo to za naše potrebe zadostovalo.
- Pri vnosu C odločbe v xTi moraš obvezno postaviti ROK IZVEDBE, čeprav potem v izreku dodatno navedeš drugačen rok, ki se nanaša na prevzem odločbe. Treba bi bilo odkleniti obvezen rok za C odločbo ali prenos roka iz izreka v polje.
- Omogočena sprotna spremljava podatkov na xTi IN xGj s programom xPd (trenutno je ta spremljava onemogočena zaradi časovnega zamika); v rubriki varstveno sanacijske sečnje ni opredeljen vzrok sečnje pri poškodbi zaradi udara strele, insolacije.
- Dobro bi bilo, če bi bila xGJ in xTi povezana z zemljiško knjigo, da bi že pri vnosu dobili najnovejše informacije o lastništvu.
- Posodabljanje programa, sistem potrjevanja nega po projektih.
- Slabe povezave = slaba dostopnost.
- Možnost izpisa tudi za program e-varstvo, podatki so pomembni za analize na KE in za gozdne kronike KE.
- Toga oblika odločb, npr. za vzpostavitev gozdnega reda s C-odločbo, ki nima m³. Smiselno bi bilo prilagoditi besedilo izreka ali dati možnost brisanja odvečnega besedila npr. vodji KE ali odseka za gojenje in varstvo.
- Posodabljanja so včasih dolgotrajna in ne pridemo v program. Na enem izpisu mora biti glavnina podatkov.
- Prevečkrat se posodablja.
- Prepogosto posodabljanje programa.
- Tiskanje vseh dokumentov.
- Ni možen pregled, izpis sečnje oz. gojitvenih del po parcelnih številkah.
- Morda bi preglednici Seznam objektov po lastnikih dodali še datum odkazila, izdaje odločbe, rok in pa zaključek: združili Seznam objektov in seznam objektov po lastnikih.
- xGj. Programa žal nista sodobna, nista user friendly za windows uporabnike, ki smo navajeni, da tipka kot je Delete, kaj stori. Namreč pri vnosu, če se zmotiš, je cel proces, da izbrišeš eno vrstico. Desna tipka na miški sploh ne obstaja ... Control + C.

Pri xTi manjka koda za odkazilo suhega hrasta, ki se je posušil iz neznanega vzroka. Ker je tega pri nas precej, se mi zdita kodi 311 oz. 911 preveč ohlapni. Pri xTi manjka koda za odkazilo dreves, poškodovanih po strelji (tega ni tako malo).

- Problematično nameščanje posodobitev.
- Programa sta dobra, dobro bi bilo, če bi se tudi zbirni program v smislu poročila o našem delu direktno napajal.
- xTi, xGj – izpis podatkov z vhodom po p. št. v oddelkih oz. odsekih, kar programa ne omogočata.
- xTi je včasih premalo natančen (npr. vzroki bolezni).
- Preveč je možnih izpisov, od katerih vsak pokaže drugačne številke. Možnost pomot, če ne izbereš pravih vhodnih parametrov.
- Ulov podlubnikov v kontrolnih pasteh bi se lahko beležil že v programu xGj.
- Velikokrat spremenjen in preveč popravkov, vpisovanje nepotrebnih podatkov.
- Osnovna pomanjkljivost je, da ZGS nima enotnega GIS-a. Posledica je zgubljanje dragocenega časa pri zbiranju, včasih tudi enostavnih podatkov. Vsaka OE se je znašla na svoj način. Tako so podatki zbrani na različne načine in hranjeni v različnih oblikah.
- xTi – ne gre vpisovati dreves, debelejših od 16 d. st. xGj – težko je najti projekt za posameznega lastnika (ne gre direktno preko odseka kot v xTi).
- xGj je že preveč kompleksen – zaradi tega se izgublja preglednost; ob uvajanju novih šifrantov so na drugi strani nujne poenostavitve. Prenašanje neizvedenih del v nove projekte, oblikovanje skupin lastnikov, kjer so dela sofinancirana.
- V xTi bi lahko bilo okence, v katerem bi bil prikazan še preostali možni posek za tisti odsek, ki je predmet vnosa. V obeh programih bi bilo zaželeno, da se datum izdaje odločbe prikaže avtomatsko na dan vnosa, saj se v 99 % primerov odločba izda na dan vnosa.
- Treba je izpolniti kar zajetno množico polj. Večina polj je označenih z nekimi kraticami. Dobro bi bilo, če bi se ti pri namigu (ko se z miško postaviš nad polje) prikazal tako izbor kot šifrant s pojasnilom, kaj katera kratica pomeni.
- Slaba medsebojna povezanost.
- Preveč novih verzij, novosti.
- Na začetku razvoja je bilo veliko usklajevanja glede poročil, zdaj že urejeno.
- Ne da se zabeležiti negativne odločbe, ker se ne da vpisati vloge lastnika (sledenje, iso 2009 in Zup postopki).
- Določiti roke, do kdaj mora biti kaj izpolnjeno.
- Poenostavilo bi se lahko subvencioniranje.

11. Kakšna poročila in analize še pričakujete oz. predlagate? Če je možno, pošljite primer poročila v tiskani obliki na kontaktni naslov ankete.

- Morda kak graf, ki bi ga lahko uporabili v jpg formatu pri članku o podlubnikih v lokalnem časopisu. Uporabna bi bila morda tudi večletna krivulja po revirjih po mesecih.
- Poročila morajo biti zasnovana ustrezno strukturirano, vendar jasna in pregledna. Smiselna je primerjava podatkov s prejšnjimi leti oz. opredelitev trendov.
- Posegi v prostor, nedovoljene krčitve.

12. Ali bo elektronski vnos podatkov v zbirko e-varstva gozdov pomenil za vas več ali manj dela?

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
manj	31	25,2
več	92	74,8

Skupaj odgovorov

123

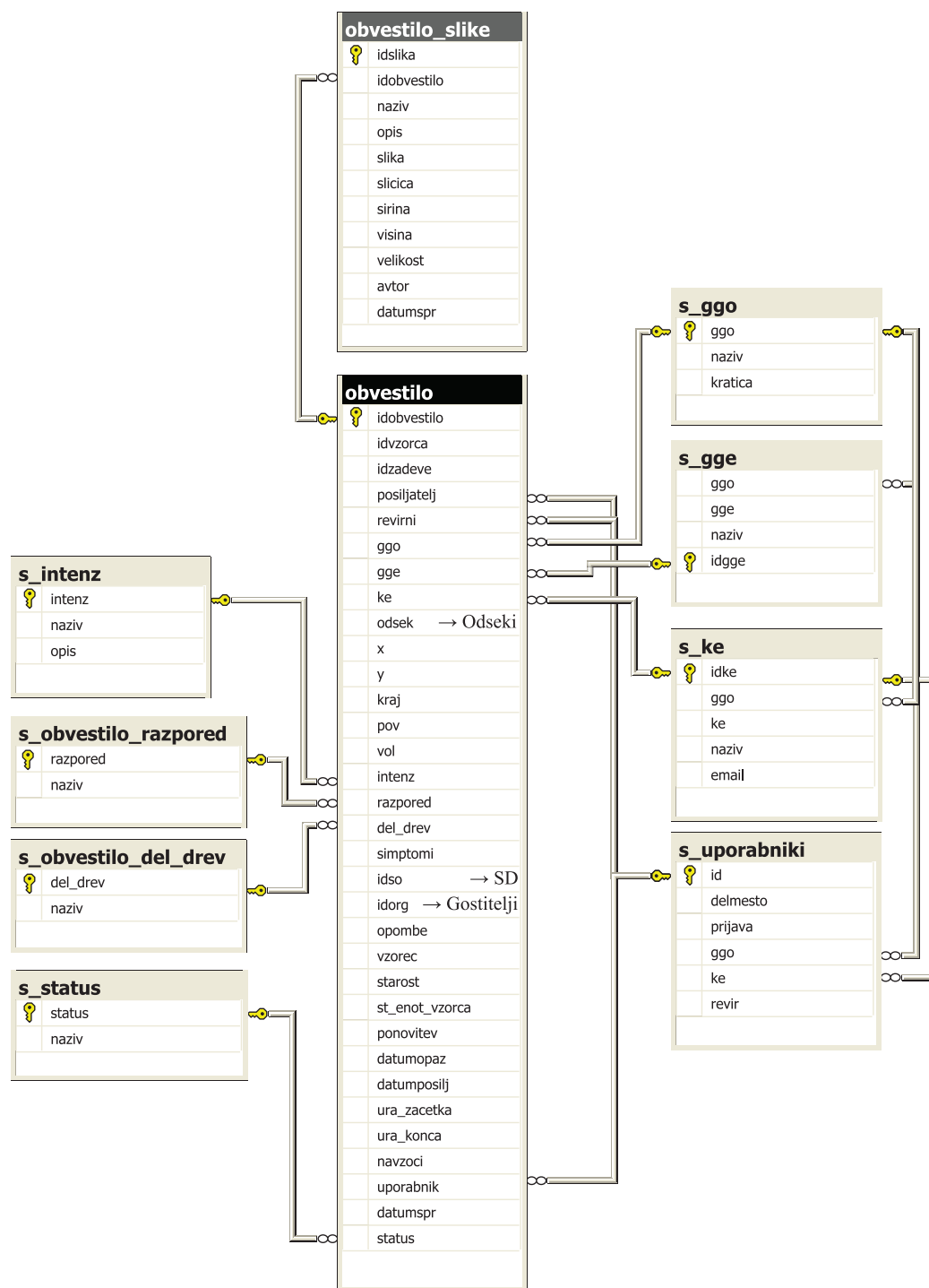
13. Po vašem mnenju bo razmerje med koristjo (uporabnostjo) e-varstva gozdov in vloženim delom?

Možni odgovori	Št. odgovorov	Delež odgovorov
negativno	14	11,4
pozitivno	109	88,6
Skupaj odgovorov	123	

7.4 PRILOGA 4: SHEMA PODATKOVNE ZBIRKE EVG

Priloga 4 prikazuje shemo podatkovne zbirke EVG po obrazcih: Poročilo o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu (Priloga 7 Pravilnika o varstvu gozdov), Zbirno poročilo o pojavu podlubnikov (Priloga 5 Pravilnika o varstvu gozdov), spremljanje stanja škodljivih dejavnikov za gozd (21. člen Pravilnika o varstvu gozdov), Obvestilu o pojavu poškodb drevja (Katalog znanj), Poročilo o požaru (Priloga 3 Pravilnika o varstvu gozdov). Poročilo o požaru je obojestransko povezano s SPIN-om (Informacijski sistem Uprave RS za zaščito in reševanje o nesrečah in intervencijah, podatki o požarih in drugih naravnih nesrečah).

Obvestilo o pojavu poškodb drevja



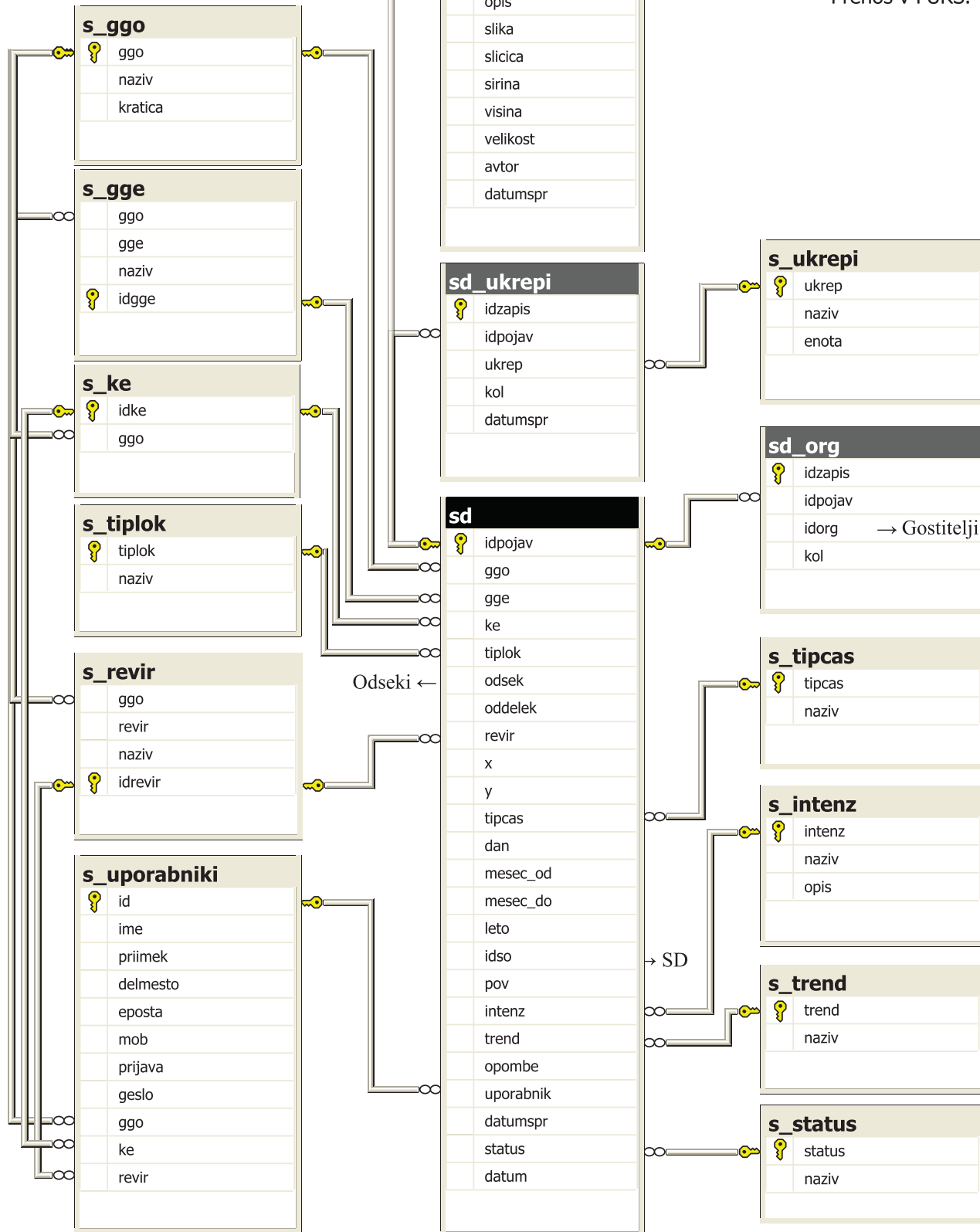
Poročilo o pojavu škodljivih dejavnikov žive in nežive narave v gozdu

1. del: samodejni prenos podatkov iz xTi, xGj in obvestil o pojavu poškodb drevja.

2. del: vnos SD v primeru, ko ne sekamo, ga pa spremljamo.

Povezava s PIS: vnos točke, poligona > izračun površine idr. prostorskih podatkov.

Prenos v FURS.



Poročilo o požaru

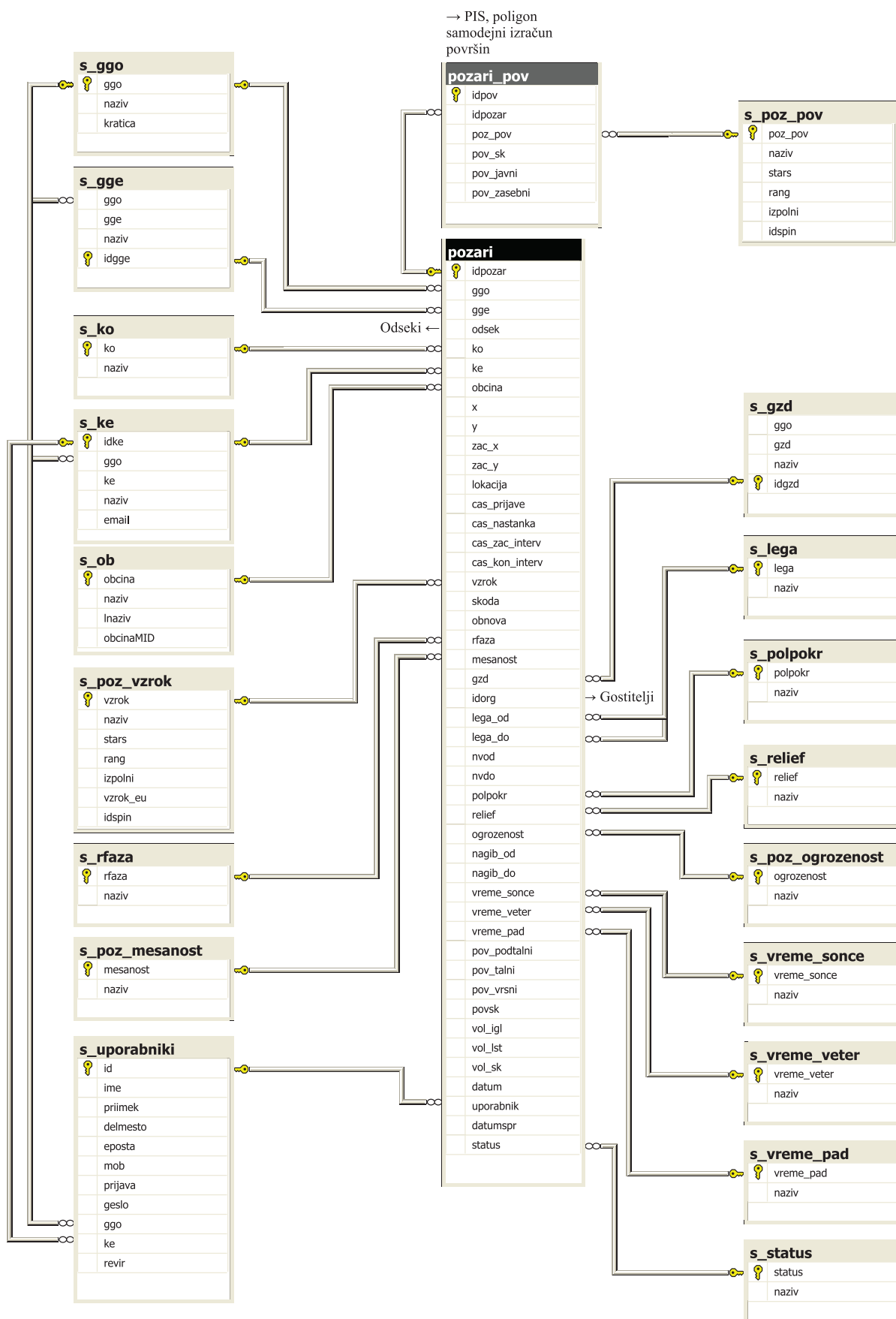
Podatki iz SPIN:

- x, y, lokacija
- cas_prijave, cas_nastanka, cas_zac_interv, cas_kon_interv

Podatki iz Gozdnih fondov (odseki, drevna, razfaz, gzd):

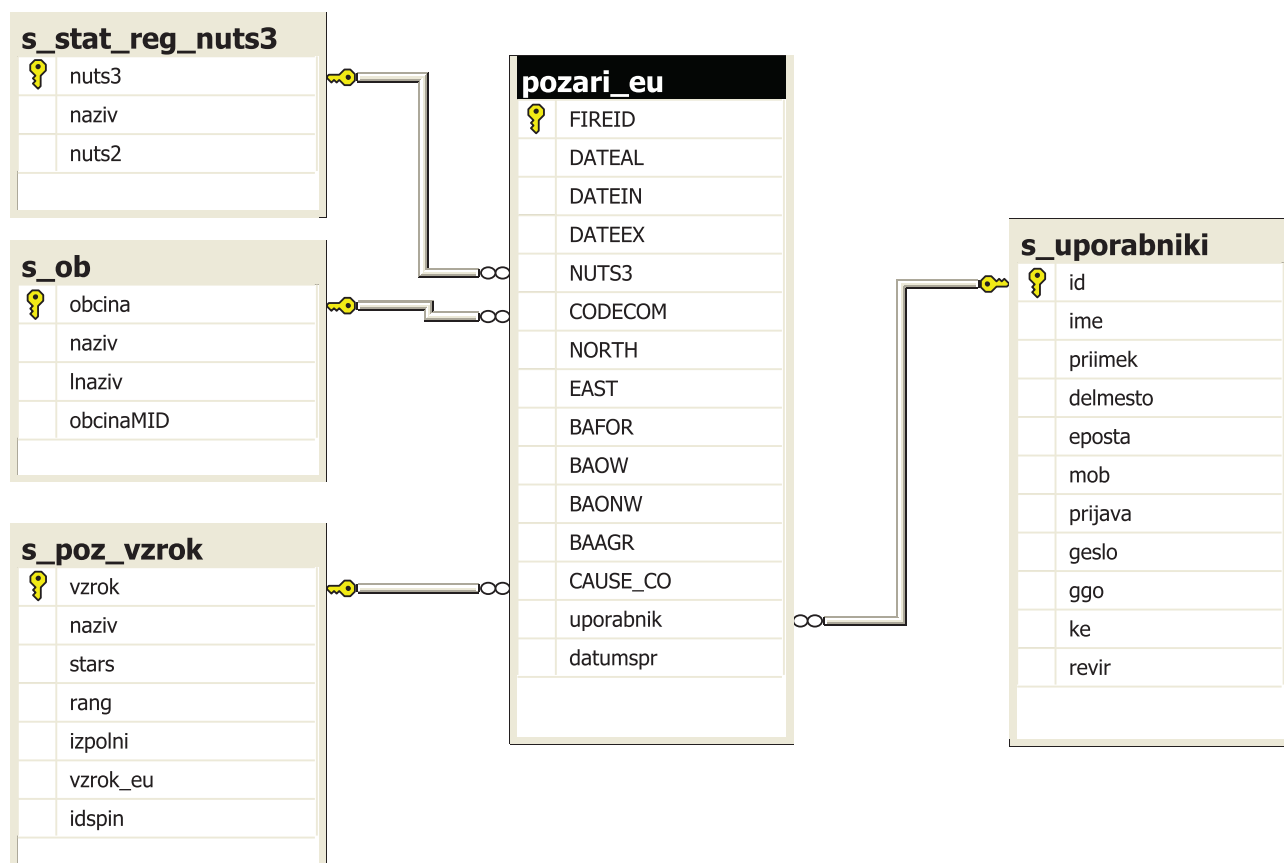
- ggo, gge, odsek, ko, ke, ob
- rfaz, mesanost, gzd, dv
- lega_od, lega_do, nmv_od, nmv_do, nagib_od, nagib_do
- polpokr, relief, ogrozenost

Povezava s PIS: risanje poligona, samodejni izračun površin

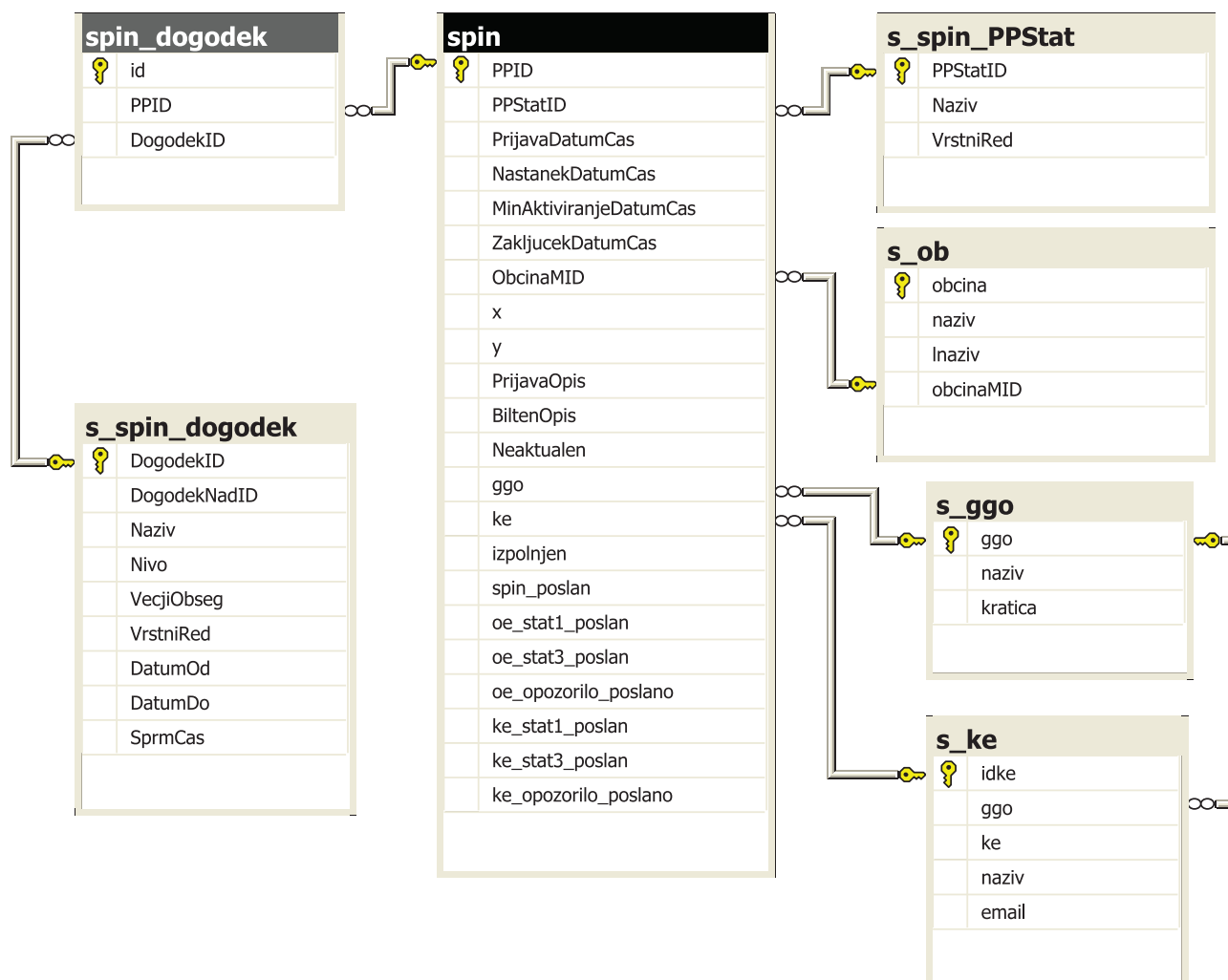


Poročilo o požaru - EU

Samodejna priprava poročila iz preglednic: pozari in pozari_pov.

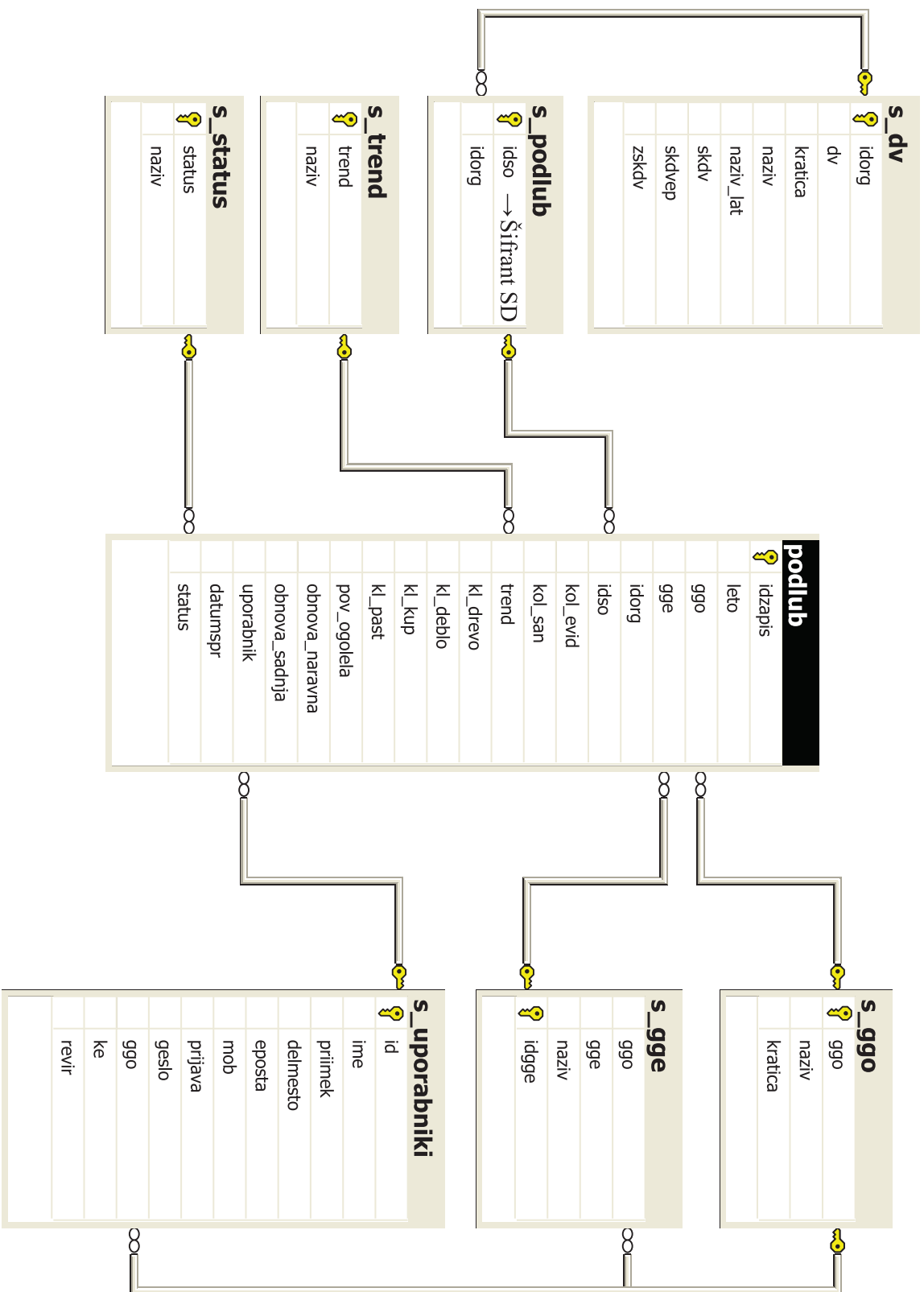


Podatki iz sistema SPIN (URSZR)



Zbirno poročilo o pojavu podlubnikov

Samodejna priprava poročila iz xTi in xGj, na zahtevo uporabnika.



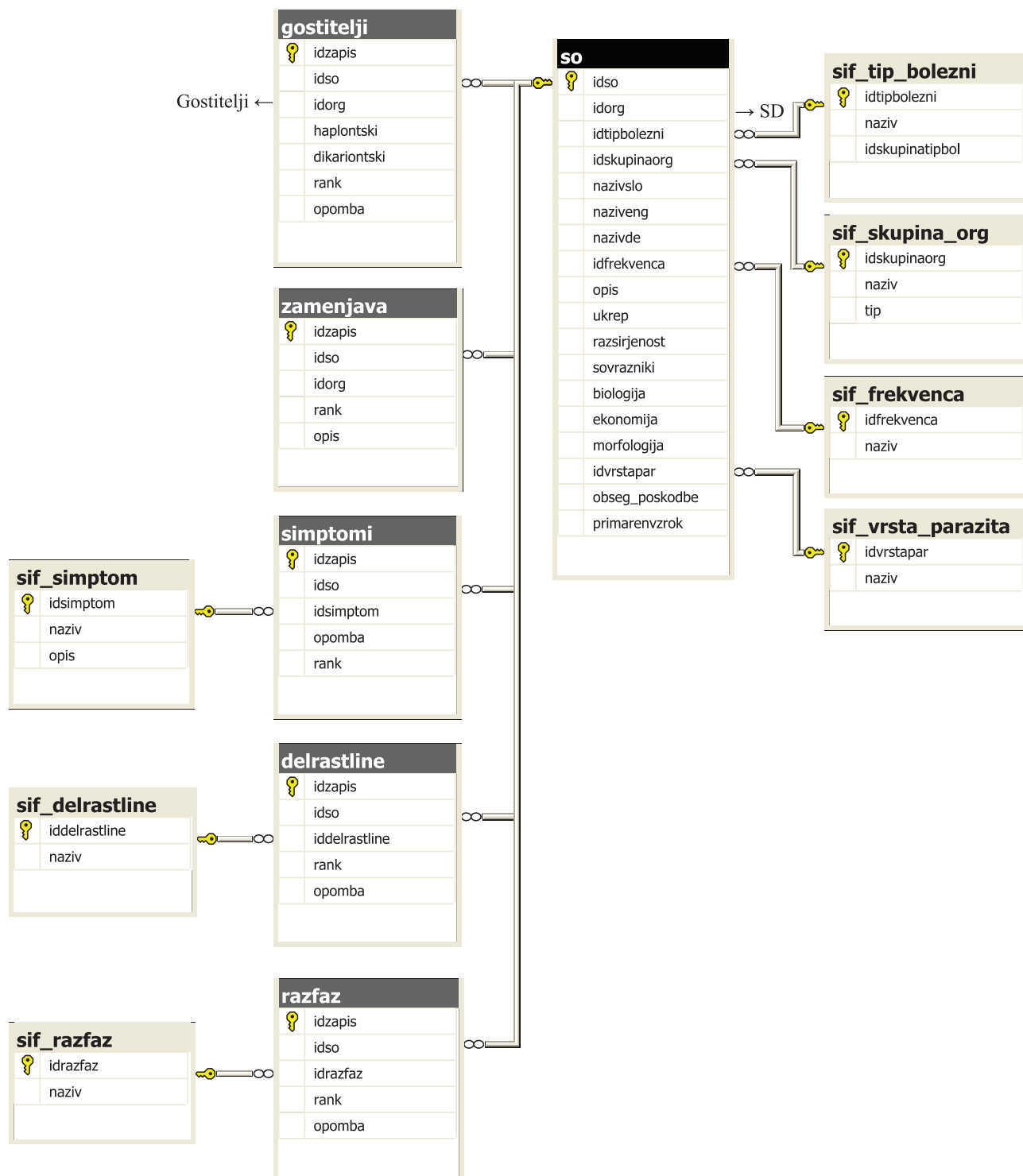
Kontrolno lovne pasti in nastave za podlubnike (žuželke)



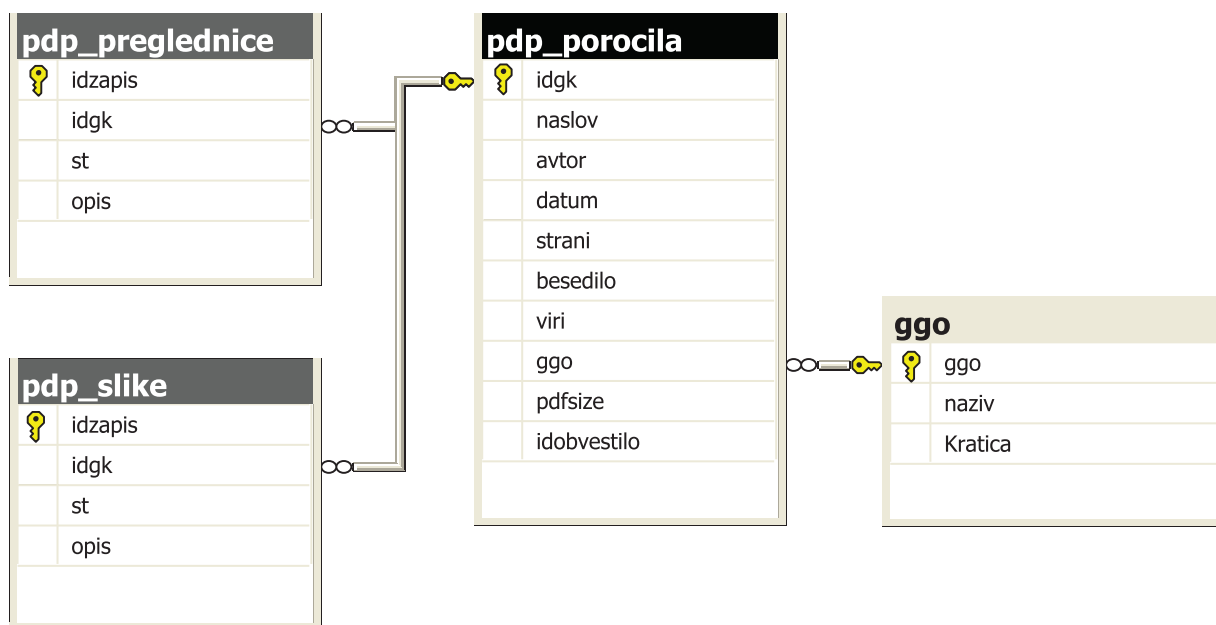
7.5 PRILOGA 5: SHEMA PODATKOVNE ZBIRKE SPLETNEGA PORTALA EVG

V prilogi 5 prikazujemo shemo podatkovne zbirke spletnega portala EVG za najboljše enote, tj. priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja, PPD-poročila in Novice iz varstva gozdov.

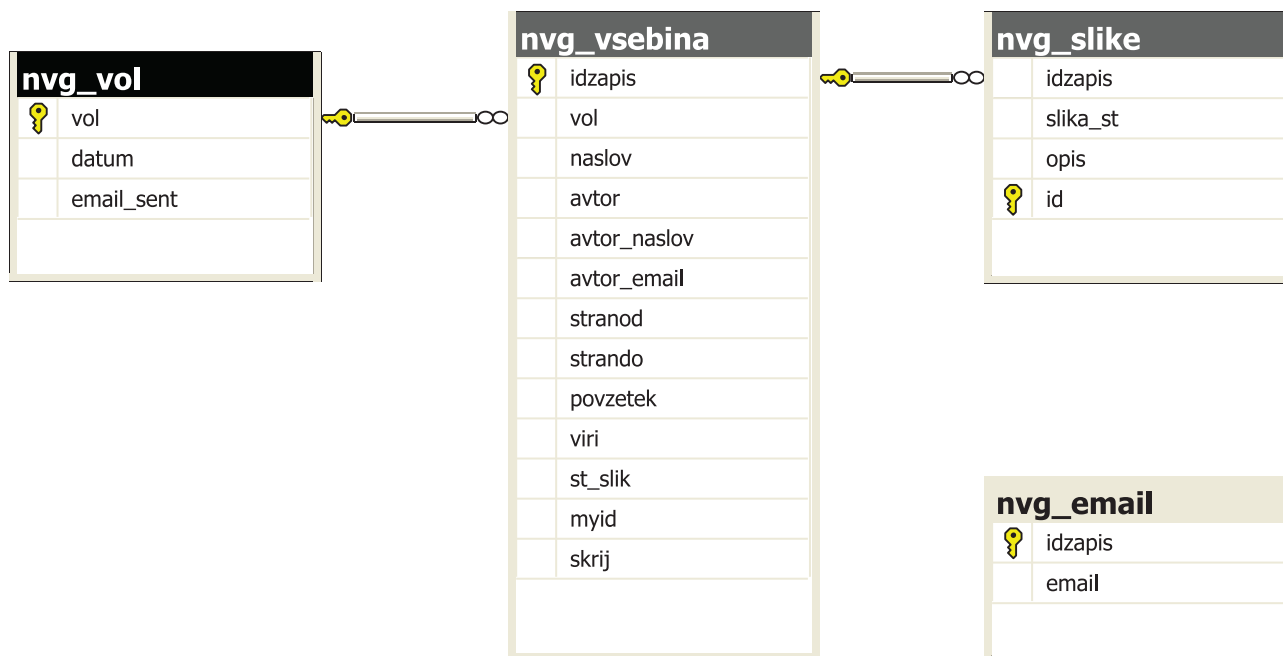
Priročnik za določevanje vzrokov poškodb drevja



PDP poročila



Novice iz varstva gozdov



8 STVARNO KAZALO

- A**
- algoritem ReliefF 28
 analiza občutljivosti 29
 interakcija s kalibracijo 30
 lokalna 30
 splošna 30
 anketa 56
 aplikacija VG 57
 area under ROC curve 38
 AUC *gl. area under ROC curve*
- B**
- binarna spremenljivka 24
Biscogniauxia nummularia 70
 borova ogorčica 54
Bursaphelenchus xylophilus 54
- C**
- CA *gl. celični avtomati*
 celica, modelna 41
 celični avtomati 20
 geometrija mreže 20
 pravilo določitve novega stanja 21
 razvrstitev 21
 reverzibilni 21
 sosodstvo celic 20
 stanje celic 21
Cephalcia 51
 cross-validation 39
- D**
- deduktivna metoda 41
 delež lažnih pozitivnih primerov 37
 delež resničnih pozitivnih primerov 37
 diskretna spremenljivka 37
- E**
- Ecosystem Health Index 47
 elektronski informacijski sistem 55
Eutypella parasitica 54
 EVG 55
- F**
- faktorska analiza 28
 fleksibilnost modela 26
- G**
- generalni linearni modeli 25
 gobar 50
 gostota populacije 48
 gozdarski prostorski informacijski sistem 41
 graf ROC 38
- I**
- indeks kompleksnosti modela 27
 Indeks učinkovitosti modela 35
 indeks zdravja ekosistema 47
 induktivna metoda 41
 informacijski sistem 14
Ips typographus 49
- J**
- javorov rak 54
 ocena tveganja za širjenje 62
 podnebne spremembe 65
- K**
- kakovost podatkov 28
 kakovosti prostorskih podatkov 29
 kalibracija modela 32
 definicija problema 33
 izvedba 34
 ovrednotenje 34
 postopek 33
 klasifikacijsko drevo 23
 koeficient determinacije 35
 koeficient kapa 39
 kompleksnost modela 25
 kontrolno-lovne nastave 48
 kontrolno-lovne pasti 48
 kratkoročna prognoza 48
 kritično število 51
- L**
- ločljivost podatkov
 časovna 41
 prostorska 41
Lymantria dispar 50
- M**
- mean absolute error 36
 mean squared error 36

mera F 37
 metoda glavnih komponent 28
 minimalna kakovost podatkov 46
 model 15
 definicija 13
 dimenzija 41
 elementi 15
 izbor vrste 25
 na podlagi indeksov 20
 vrste 17
 modeliranje
 postopek 15
 modelna celica 41
Monochamus 54
 Monte Carlo 31
 motnja 19

N

napaka modela 26
 natančnost 28, 37
 negotovost 15
 negotovost modela 26
 Novice iz varstva gozdov 60

O

občutljivost modela 26
 analiza 29
 ocena parametrov 32
 Ockhamova britev 25
 odločitvena drevesa 22, 23
 onesnažen zrak 53
 osutost 53
 over-fitting 32
 ozon 53

P

Pearsonov koeficient korelacije 35
Pityogenes chalcographus 49
 podatkovno rudarjenje 22
 podlubnik
 model 67
 napoved poškodb 67
 smrekov 48
 podnebne spremembe
 scenariji 67
 pooglenitev bukve 70
 Poročevalska, prognostično-diagnostična
 služba za gozdove *gl. PPD*
 portal EVG 59
 vsebina 59

površina pod ROC krivuljo 38
 PPD 13
 Pravilnik o varstvu gozdov 13
 preciznost 37
 prečno preverjanje veljavnosti 39
 pretirano prilagajanje 32
 preverjanje modela 29
 preverjanje dolgoročne stabilnosti 29
 preverjanje notranje logike 29
 preverjanje veljavnosti modela 35
 priročnik za določevanje vzrokov poškodb
 drevja 59
 pristranskost 28
 prognostične osnove 14
 prognoza 13
 prostorska enota 41

R

računalniška aplikacija za varstvo gozdov 55
 regresija
 enostavna linearna 23
 logistična 24
 multipla linearna 24
 nelinearna 24
 polinomska 24
 regresijsko drevo 23
 relativna srednja absolutna napaka 37
 relativna srednja kvadratna napaka 36
 rezanje odločitvenih dreves 39
 ROC 38

S

sanitarni posek 52
 analiza 61
 potencialen, smreka 67
 shema podatkovne zbirke EVG 104
 simulacija 15
 slovar strokovnih pojmov 60
 snegolom 52
 Sørensenov koeficient podobnosti 35
 Spearmanov koeficient korelacije 36
 spremljanje razvrednotenja in poškodovanosti
 gozdov 40
 spremljanje stanja 40
 srednja absolutna napaka 36
 srednja kvadratna napaka 36
 stalne vzorčne ploskve 40
 stratum 44
 strojno učenje 22
 atribut 23

razred 23
testna množica 23
učna množica 23
vzorec 22
znanje 22

T

Theilov koeficient nesorazmernosti 35
točnost 28

U

ugotavljanje povzročiteljev poškodb 40

V

vetrolom 52
vrste podatkov, izbira 45
vzorčenje 43
 mešano 44
 neslučajno 44
 po presoji 44

po principu kvot 44
po principu snežne kepe 44
po skupinah 44
sistematično 45
slučajno 43
stratificirano 44
vzorčna napaka 43
vzorec 28, 43

Z

zapredkarice 51
zdravje ekosistema, presoja 46
zdravje gozda
 model, ocena 73

Ž

žagovinar 54
žledolom 52

