

GDK: 43 (083.1)

Prispelo/Received: 15.11.2001  
Sprejeto/Accepted: 17.01.2002

Izvirni znanstveni članek  
Original scientific paper

## PROSTORSKI MODEL POŽARNE OGROŽENOSTI GOZDOV

Andrej KOBLER\*

### Izvleček:

Izdelali smo GIS model za vsakodnevno ocenjevanje požarne ogroženosti gozdov JZ Slovenije na podlagi okoljskih, antropogenih in vremenskih vplivov. Okoljski in antropogeni vplivni faktorji so zajeti v obliki GIS slojev, vreme pa posredno prek ocen požarne ogroženosti naravnega okolja, ki jih dnevno objavlja Hidrometeorološki zavod. Model temelji na empiričnih podatkih o preteklih gozdnih požarih. Za izdelavo modela smo primerjalno uporabili tri različne metode, in sicer linearno regresijo, logistično regresijo in induktivno učenje odločitvenega drevesa, od katerih je logistična regresija dala najboljše rezultate. Izbrani model smo implementirali v obliki GIS aplikacije v okolju ArcView. Rezultati nakazujejo, da bi bilo na podlagi dovolj velikega in reprezentativnega vzorca podatkov o preteklih požarih mogoče izdelati praktično uporaben prostorski model za dinamično napovedovanje požarne ogroženosti naravnega okolja na državni ravni.

Ključne besede: gozdni požar, modeliranje, GIS, logistična regresija

## SPATIAL MODEL OF FOREST FIRE DANGER

### Abstract:

*We developed a regional GIS – based model for daily forest fire danger estimation in SW Slovenia depending upon environmental, anthropogenic, and weather factors. The environmental and anthropogenic influence factors take the form of GIS layers, while the weather influences are described indirectly by using estimates of fire danger in natural environment, which are updated daily by the Hydrometeorological Service. The model is based on empirical data about past forest fires. Three modeling methods were comparatively used: linear regression, logistic regression, and top down induction of decision trees. The best results were obtained by logistic regression. We implemented the chosen model in the ArcView GIS environment. Our results indicate that using a sufficiently large and representative sample of fire data it would be possible to develop a useful spatial model for dynamically forecasting fire danger in the natural environment at the country level.*

*Key words: forest fire, modeling, GIS, logistic regression*

\* mag., Gozdarski inštitut Slovenije, Večna pot 2, 1000 Ljubljana, SVN

**VSEBINA**  
**CONTENTS**

<b>1</b>	<b>UVOD</b>	
	INTRODUCTION.....	67
<b>2</b>	<b>METODA</b>	
	METHOD.....	69
<b>3</b>	<b>REZULTATI</b>	
	RESULTS.....	79
<b>4</b>	<b>DISKUSIJA</b>	
	DISCUSSION .....	86
<b>5</b>	<b>POVZETEK</b> .....	88
<b>6</b>	<b>SUMMARY</b> .....	90
<b>7</b>	<b>VIRI</b>	
	REFERENCES.....	93
<b>8</b>	<b>ZAHVALA</b>	
	ACKNOWLEDGEMENT .....	93

---

## 1 UVOD INTRODUCTION

Gozdni požari so pomemben oblikovalec gozdnih ekosistemov, hkrati pa povzročajo tudi znatno materialno škodo. Ne prizadenejo le lesnoproizvodne funkcije, ampak tudi druge funkcije gozda, hkrati pa lahko neposredno ogrozijo tudi naselja. Večino požarov – vsaj posredno – povzroči človek. Drugi faktorji, ki vplivajo na pojav, širjenje in učinke gozdnih požarov, so suša, veter, topografija ter rastlinski pokrov, na letne in sezonske fluktuacije gozdnih požarov pa vplivata predvsem klima in vreme. V Sloveniji ima požarna ogroženost zaradi suše dva ekstrema: marec in april ter julij in avgust. Po podatkih Zavoda za gozdove je bilo med letoma 1991 in 1996 v Sloveniji 321 gozdnih požarov s povprečno površino 13,2 ha (JAKŠA 1997). Sežanska območna enota Zavoda za gozdove vodi tako po številu kot po površini požarov. Najbolj so ogrožena grmišča, panjevci in gozdovi iglavcev. Vzrok požara ostane večinoma neznan, verjetno pa je glavni vzrok človek. Velik del požarov se začne ob cestah ali železnici, pogost vzrok je tudi kmetijstvo (zažiganje trave).

Varstvo pred gozdnimi požari v Sloveniji urejajo Zakon o gozdovih (1993), Zakon o varstvu pred požarom (1993), Uredba o varstvu pred požari v naravnem okolju (1995) ter Pravilnik o varstvu gozdov (2000). Dolžnosti varstva pred požari so s temi akti porazdeljene med lastnike, občine (organizacija lokalne obveščevalne in opazovalne mreže, požarne straže), gasilce, Upravo za zaščito in reševanje (sistem obveščanja in alarmiranja) ter Zavod za gozdove (izdelava načrtov za varstvo pred požari, pokritost terena s sodelavci). Podatke o gozdnih požarih zbirata Zavod za gozdove in Uprava za zaščito in reševanje. Zavod za gozdove je že izdelal svojo karto potencialne požarne ogroženosti gozdov (JAKŠA 1997), ki podaja oceno požarne ogroženosti za vsak gozdni odsek na podlagi ekspertno določenega modela in podatkov v bazi podatkov Popisa gozdov. Rezultat je statična karta požarne ogroženosti gozdov, ki velja za dolgoletno povprečje. Služi za določitev prednostnih področij dolgoročnega usmerjanja razvoja gozdov za znižanje požarne ogroženosti ter za načrtovanje kratkoročnih ukrepov za zmanjšanje požarne ogroženosti. Karta je vključena v informacijski sistem GIS UJME na

Upravi za zaščito in reševanje ter je namenjena odločanju o razporedu gasilskih enot od državne do regionalne ravni.

Drugo v praksi uveljavljeno metodo ocenjevanja vsakodnevne potencialne požarne ogroženosti naravnega okolja uporablja Hidrometeorološki zavod RS (PEČENKO 1994). Indeks požarne ogroženosti se po tej metodi izračuna na podlagi temperature zraka in razlike med nasičenim in dejanskim parnim tlakom, metoda pa upošteva še padavine, veter in razvojno stopnjo vegetacije. Mejne vrednosti za pretvorbo indeksa v stopnje požarne ogroženosti temeljijo na 10-letnih klimatoloških podatkih. Metoda na ravni 7 požarnih regij v Sloveniji za vsak dan nakazuje, kakšne so možnosti za nastanek požara, kakšen bo obseg požara in kako hitro se bo širil.

Cilj raziskave, ki jo predstavljamo, je bil v enem modelu združiti prostorski in časovni vidik ocenjevanja požarne ogroženosti gozdov. Poleg bolj ali manj konstantnih vplivov (vegetacija, demografija, prometna infrastruktura ipd.) naj bi bil pomemben vhod v model trenutno vreme oz. od vremena odvisna stopnja požarne ogroženosti, ki jo dnevno objavlja Hidrometeorološki zavod. V določenem smislu naj bi šlo za nadgradnjo dveh glavnih metod ocene požarne ogroženosti v Sloveniji, od katerih je ena prostorsko zelo posplošena (PEČENKO 1994), druga pa velja le za dolgoletno povprečje (JAKŠA 1997). Model naj bi temeljil na statistični analizi empiričnih podatkov oz. povezavi preteklih gozdnih požarov z domnevnimi vplivnimi faktorji in naj bi omogočal izdelavo dnevno ažurne karte požarne ogroženosti gozdov. Okoliščine za izbruh požarov večinoma določajo prostorsko izraženi faktorji, zato smo model implementirali v geografskem informacijskem sistemu (GIS). Med vplivnimi faktorji se v času in prostoru najbolj spreminja rastlinski pokrov, ki ga vse pogosteje kartiramo s pomočjo satelitskega daljinskega zaznavanja (npr. CHUVIECO / CONGALTON 1989, MASELLI in sod. 1996). Zato smo v model vključili najnovejše velikoprostorske podatke o pokrovnosti tal iz baze CORINE Land Cover (HOČEVAR in sod. 2001). Za izdelavo modela požarne ogroženosti gozdov smo primerjalno uporabili 3 različne statistične metode in na koncu uporabili tisto, ki je dala najboljše rezultate. Poseben cilj raziskave je bil tudi

sprogramirati model v nekem čim bolj razširjenem GIS okolju, kar naj bi olajšalo operativno uporabo ter omogočilo uporabo karte ogroženosti skupaj z drugimi prostorskimi evidencami.

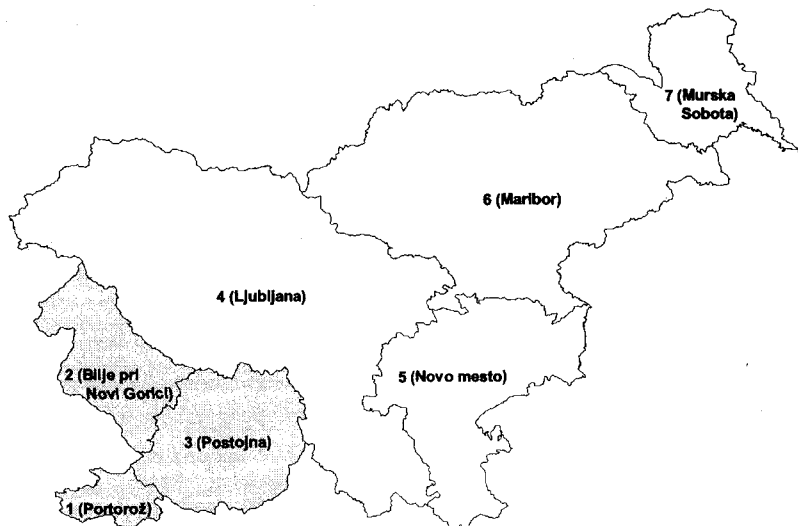
Raziskava je potekala na Gozdarskem inštitutu Slovenije v okviru širšega raziskovalnega projekta "Gozdni požari v Sloveniji", ki ga je vodila doc. dr. Maja Jurc (Biotehniška fakulteta, Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire).

## **2 METODA METHOD**

### **2.1 ŠTUDIJSKO OBMOČJE STUDY AREA**

Baza podatkov o preteklih požarih, ki smo jo pripravili na podlagi arhiva Zavoda za gozdove (Jakša 2000), je vsebovala premajhen vzorec za osrednji in vzhodni del Slovenije, da bi zadostoval za tehtnejše ugotovitve (preglednica 1). Analizo smo zato osredotočili le na Primorsko in Notranjsko (slika 1), oz. če uporabimo členitev po Hidrometeorološkem zavodu, na požarne regije 1 (Portorož), 2 (Bilje pri Novi Gorici) in 3 (Postojna).

---



Slika 1: Členitev Slovenije na požarne regije (po Hidrometeorološkem zavodu) in študijsko območje na Primorskem in Notranjskem

Figure 1: Division of Slovenia into fire regions (according to the Hydro - meteorological service) and the study area in Primorska and Notranjska

## 2.2 PREDPOSTAVKE IN UPORABLJENE METODE MODELIRANJA ASSUMPTIONS AND MODELING METHODS EMPLOYED

Kvantitativni in prostorski model nekega pojava je v splošnem mogoče narediti na dva načina: (1) apriorno na podlagi ekspertnega znanja ali pa (2) s sklepanjem o zakonitostih pojava iz empiričnih podatkov. Prednost prvega načina je, da *načeloma* terja manj napora, pri čemer pa je nujno dobro poznavanje zakonitosti tega pojava. Četudi je ta pogoj izpolnjen, pa ozko grlo ostaja zapis ekspertnega znanja v obliko, ki je uporabna za računalniško obdelavo. Pogosto t. i. "mehko" znanje ni prav lahko izraziti dovolj jasno, sistematično in izčrpno, poleg tega pa je tak proces dolgotrajen (BRATKO in sod. 1989). Sami smo uporabili drugi pristop, saj smo imeli na voljo precej geolociranih podatkov o preteklih gozdnih požarih in o tistih požarih v negozdnem naravnem okolju, ki so se razširili v gozd (JAKŠA 2000). Model požarne ogroženosti gozdov smo izdelali s posplošitvijo zakonitosti, ki jih je mogoče razpoznati iz preteklih gozdnih požarov v povezavi s količinsko in prostorsko ovrednotenimi značilnostmi okolja, zajetimi v GIS

slojih, ter v povezavi z vplivi, ki se spreminjajo s časom (tj. vreme). Faktor vremena je bil posredno upoštevan prek uveljavljene lestvice požarne ogroženosti, ki jo dnevno objavlja Hidrometeorološki zavod za 7 požarnih regij Slovenije.

Za izluščanje zakonitosti iz podatkov o preteklih požarih so na voljo različne metode, pogosto uporabljajo običajno induktivno statistiko, multivariatne metode ali logistično regresijo. Poleg statističnih metod uporabljajo tudi strojno učenje za izgradnjo baze znanja, ki je nato temelj ekspertnemu sistemu. Metode strojnega učenja ne le olajšajo avtomatizacijo gradnje baze znanja kot osnove računalniškega ekspertnega sistema, ampak nekatere tudi omogočajo predstavitev tega znanja v intuitivno razumljivi obliki. Strojno učenje kot posebno polje znotraj področja umetne inteligence vključuje statistične tehnike (npr. Bayesova klasifikacija, nevronske mreže, metoda najbližjega soseda) ter simbolične tehnike (npr. klasifikacijska drevesa, regresijska drevesa, induktivno logično programiranje, odkrivanje enačb). Od naštetih metod smo izbrali in primerjalno uporabili tri ter na koncu v GIS aplikaciji uporabili rezultate najboljše izmed treh metod. Uporabili smo (1) linearno regresijo, (2) binarno logistično regresijo in (3) induktivno učenje odločitvenega drevesa. Prvo metodo smo izbrali zaradi enostavnosti in primerljivosti, drugo zato, ker omogoča modeliranje verjetnosti pojava nekega dogodka, tretjo pa zato, ker omogoča vključitev ne le zveznih, ampak tudi diskretnih neodvisnih spremenljivk v model. Pri delu smo uporabljali naslednja programska orodja: GIS pakete Idrisi, ArcInfo in relacijsko bazo podatkov MS Access za pripravo in povezovanje podatkov, orodje za strojno učenje See5 in statistični program Statgraphics za pripravo modelov ter ArcView za izdelavo GIS aplikacije.

Če je linearna regresija namenjena pojasnjevanju zvezne, intervalno določene odvisne spremenljivke, pa binarno logistično regresijo (HOSMER / LEMESHOW 1989) uporabimo takrat, ko je odvisna spremenljivka diskretna in dihotomna – tj. ima le dve možni vrednosti (dogodek se zgodi/dogodek se ne zgodi), neodvisne spremenljivke pa so zvezne. Rezultat logistične regresije je izraz, ki napoveduje verjetnost dogodka (požara) kot funkcijo neodvisnih spremenljivk. Pri tej metodi gre za prilagajanje sigmoidni krivulji

s pomočjo linearne regresije (ki daje vrednosti za  $y$  od  $-\infty$  do  $+\infty$ ), ki jo pretvorimo s funkcijo  $p = \exp(y) / (1 + \exp(y))$ , ta pa zavzema vrednosti med 0 in 1.

Pri induktivnem učenju odločitvenega drevesa gre za avtomatizirano iskanje posplošenega opisa nekega koncepta na podlagi množice primerov. Rezultat je baza znanja za napovedovanje diskretne odvisne spremenljivke. Baza znanja je v obliki hierarhično organiziranih logičnih pravil (IF – THEN), ki se nanašajo na vrednosti neodvisnih spremenljivk, te pa so lahko zvezne ali pa diskretne. Pri običajni metodi induktivnega učenja odločitvenih dreves, tj. od vrha navzdol (*top down induction of decision trees – TDIDT*) (Quinlan 1986, 1993), algoritem napreduje rekurzivno, začenši s celotno množico trenajnih primerov. Pri vsakem koraku kot koren (pod)drevesa izbere najbolj informativno neodvisno spremenljivko ter množico razdeli glede na vrednosti te spremenljivke. Pomemben mehanizem, ki preprečuje pretirano prilagajanje dreves trenajnim podatkom (*over-fitting*), je obvejevanje (*prunning*). Običajno 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.

### 2.3 PODATKI DATA

Prostorska ločljivost modela znaša 1 x 1 km. Pogojena je z naravo vhodnih podatkov in z namenom modela (državna in regionalna raven). Ločljivost je tudi kompromis med podrobnostjo in točnostjo modela, saj velja, da čim večja je prostorska ločljivost modela, bolj njegova točnost upada zaradi lokalnih fluktuacij pojasnjevalnih spremenljivk. Vsi vhodni podatki, razen podatkov Hidrometeorološkega zavoda, so bili podani prostorsko, tj. v obliki GIS slojev.

Podatke o lokacijah izbruhov požarov, iz katerih smo glede na metodo modeliranja izpeljali različne ciljne spremenljivke, je zbral Zavod za gozdove (JAKŠA 2000). Vsebinsko gledano, je bila ne glede na metodo modeliranja ciljna spremenljivka vedno pogostnost izbruhov požarov, ki pa je bila izražena na različne načine. V nadaljevanju so



navedeni ustrezni načini pretvorbe ciljne spremenljivke za obdelavo z linearno regresijo, logistično regresijo in induktivnim učenjem odločitvenega drevesa. Podatki vsebujejo 454 gozdnih požarov v celotni Sloveniji in po zagotovilih Zavoda za gozdove dobro odražajo prostorsko razporeditev gozdnih požarov v Sloveniji med letoma 1994 in 1999 (preglednica 1). Na začetku našega dela ti podatki še niso bili na voljo v digitalni obliki, precejšen del pa niti ni bil geolociran. Lokacije požarov je bilo vseeno mogoče v precejšnji meri rekonstruirati po spominu s pomočjo osebja po Območnih enotah ZGS, vendar le za bližnjo preteklost; to je tudi vzrok, da smo modele zasnovali zgolj na podatkih za obdobje med letoma 1994 in 1999. Točke smo digitalizirali večinoma iz kart v merilu 1 : 25.000, del pa tudi iz kart v merilu 1 : 5.000. Pripomniti je treba, da študija temelji le na podatkih o gozdnih požarih in o tistih požarih, ki so se po vžigu razširili v gozd. Zato predstavljeni modeli ne veljajo za celoten prostorski kontinuum niti za celotno naravno okolje, ampak le za gozdni prostor!

Preglednica 1: Porazdelitev gozdnih požarov med letoma 1994 in 1999 po požarnih regijah  
Table 1: Distribution of forest fires across fire regions during 1994 - 1999

Regija/Region	Ime regije/Name	Število požarov/No.	Delež/Rate
1	Portorož	112	24,7 %
2	Bilje pri Novi Gorici	122	26,9 %
3	Postojna	122	26,9 %
4	Ljubljana	42	9,2 %
5	Novo mesto	19	4,2 %
6	Maribor	27	5,9 %
7	Murska Sobota	10	2,2 %
Skupaj		454	100,0 %

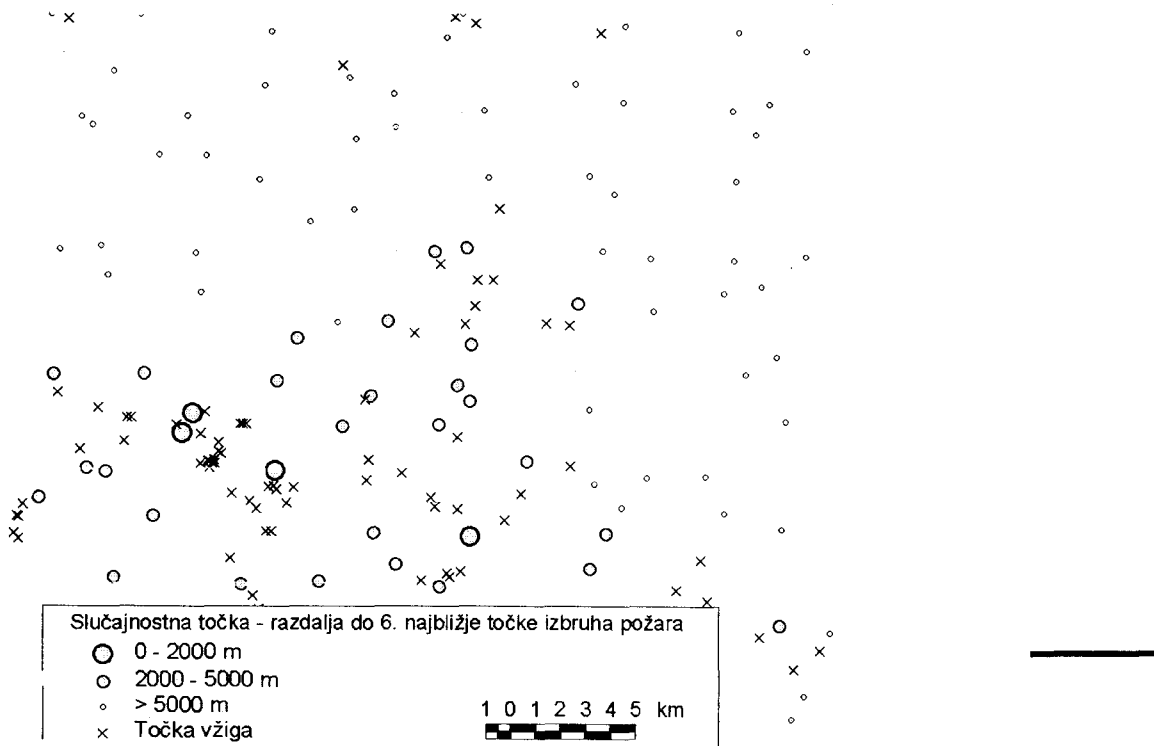
Pri linearni regresiji mora biti ciljna spremenljivka zvezna, podatki o izbruhih požarov pa so podani diskretno (požar je na določeni lokaciji bil ali pa ga ni bilo). Zato smo uvedli zvezno spremenljivko POZDST, ki ponazarja gostoto požarov in je definirana za poljubno točko v ravnini kot razdalja do najbližjega požarišča. Za naključni vzorec 395 točk smo POZDST izračunali s funkcijo POINTDISTANCE programa ArcInfo. Čim pogosteje izbruhnejo požari na nekem območju, tem manjši je v povprečju POZDST za naključne točke iz tega območja. Če je vzorec lokacij izbruhov požarov reprezentativen, potem POZDST načeloma odseva tudi verjetnost izbruha požara na neki točki. Če

namesto do prvega najbližjega požara raje merimo razdaljo do drugega, tretjega itd. najbližjega požara (slika 2), s tem zmanjšamo občutljivost ciljne spremenljivke POZDST na pozicijske napake pri geolociranju požarov, pa tudi občutljivost za neznatne lokalne zgostitve požarnih točk. Tako nastalo skupino spremenljivk smo poimenovali POZDST $n$ , pri čemer  $n$  označuje (vrstni) red najbližjega požara. Poskuse smo izvedli za vrednosti  $n = 1, 2, \dots, 6$ . Regresijski model požarne ogroženosti smo potem izdelali na podlagi naključnega vzorca točk, za katere smo poznali POZDST $n$ , s preseki s pomočjo GIS operacij pa smo pred tem ugotovili tudi vrednosti vseh neodvisnih spremenljivk na teh točkah. Če postavimo neke mejne vrednosti, lahko gostoto požarov predstavimo tudi v obliki stopenj požarne ogroženosti.

Pri binarni logistični regresiji mora biti ciljna spremenljivka diskretna in mora zavzemati dve vrednosti (požar se je zgodil/se ni zgodil). Naša baza podatkov o požarih pa vsebuje le lokacije, kjer se požar je zgodil. Zato smo iz preostalega prostora slučajnostno izbrali vzorec točk, ki naj predstavljajo negativne primere. Ob tem smo morali zmanjšati možnost, da bi kot negativni primer prikazali lokacijo, kjer se je zgodil (nezabeležen) požar, saj naši podatki ne zajemajo vseh požarov, ki so se v analiziranem času in prostoru v resnici zgodili. Domnevali smo, da verjetnost take napake pada z oddaljenostjo od lokacij zabeleženih požarov, zato smo negativne primere slučajnostno zbirali na razdalji vsaj 2 km od najbližjega zabeleženega požara. Število negativnih primerov je bilo enako številu pozitivnih primerov ( $N = 712$ ,  $N_{\text{poz}} = N_{\text{neg}} = 356$ ). Zaradi primerljivosti z omenjenima slovenskima metodama ocenjevanja požarne ogroženosti pa smo ocene verjetnosti požara, dobljene z logistično regresijo, pretvorili v razrede požarne ogroženosti. Preglednica 2 prikazuje način pretvorbe.

Preglednica 2: Pretvorba ocen verjetnosti izbruha požara v stopnje požarne ogroženosti  
Table 2: Transformation of ignition probability estimates into fire danger levels

Verjetnost/Probability	Stopnja/Level
0 do 20 %	1
21 do 40 %	2
41 do 60 %	3
61 do 80 %	4
81 do 100 %	5



Slika 2: Način določanja gostote požarov (ciljna spremenljivka POZDST6); za vsako točko v slučajnostnem vzorcu merimo razdaljo do 6. najbližje točke izbruha požara, s čimer zmanjšamo vpliv pozicijskih napak pri geolociranju požarov in vpliv neznanih lokalnih zgostitev točk izbruha požarov.

Figure 2: Method of determining forest fire density (target variable POZDST6); distance to the 6<sup>th</sup> nearest ignition point is measured for each point in a random sample, thus alleviating influence of the positional errors of fire locations as well as the influence of nonsignificant local thickening of ignition point density.

Pri induktivnem učenju odločitvenega drevesa je ciljna spremenljivka diskretna (npr. stopnje požarne ogroženosti). Kot trenajzne podatke smo torej lahko uporabili isti vzorec točk kot za linearno regresijo, pri čemer pa smo ciljno spremenljivko POZDSTn diskretizirali v POZDSTRn. Preglednica 3 prikazuje, kako smo to naredili.

Preglednica 3: Pretvorba zveznih vrednosti POZDSTn v diskretne vrednosti POZDSTRn  
 Table 3: Transformation of continuous scale values of POZDSTn into discrete POZDSTRn values

POZDSTn	POZDSTRn
0 do 500	1
501 do 1000	2
1001 do 2000	3
2001 do 4000	4
4001 do 8000	5
8001 in več	6

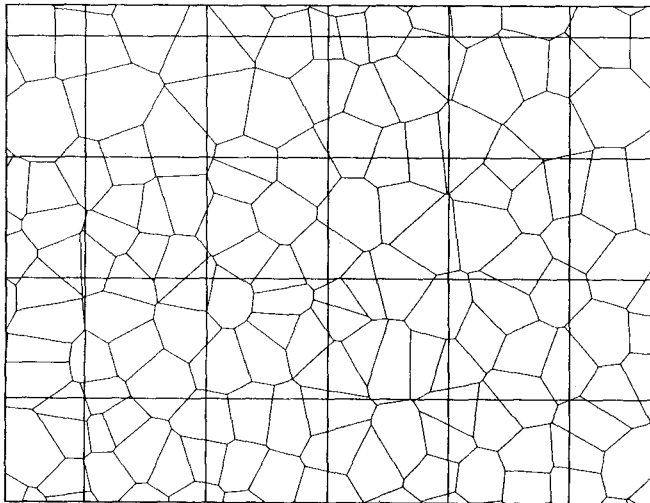
V GIS smo zajeli tiste neodvisne spremenljivke (preglednica 4), za katere smo na podlagi ugotovitev drugih avtorjev domnevali, da bi lahko prispevale k pojasnitvi spremenljivosti požarne ogroženosti v prostoru in času (npr. CHOU in sod. 1993, Pečenko 1994, GREEN in sod. 1993, ABHINEET-JAIN in sod. 1996, JEFFREY in sod. 1998, ZHAI in sod. 1998, KLAVER in sod. 1998, UNZUETA in sod. 1998). Vse smo posplošili na ločljivost 1 x 1 km, razen stopnje požarne ogroženosti (HMZ), ki je bila podana tabelarično za vsak dan med 1. januarjem 1994 in 31. decembrom 1999, in sicer posebej za vsako od obravnavanih treh požarnih regij. Vrednosti stopnje požarne ogroženosti smo prek polj Datum in Regija povezali na atributno bazo požarov.

Prostorsko opredeljene neodvisne spremenljivke smo izpeljali iz naslednjih osnovnih baz podatkov:

1. baza podatkov CORINE Land Cover (HOČEVAR in sod. 2001),
2. baza podatkov popisa gozdov iz leta 1998 (MIKULIČ / GLAVAN 1999),
3. vektorizirani sloji topografske karte v merilu 1 : 50.000 (GURS 1995),
4. rastrski digitalni model reliefa s horizontalno ločljivostjo 100 x 100 m (GURS 1995).

CORINE Land Cover (v nadaljevanju CLC) vsebuje evidenco rabe tal in pokrovnosti Slovenije v merilu 1 : 100.000 (Hočevar in sod. 2001) za leto 1996. Iz te baze smo za vsak kilometrski kvadrant ugotovili stanje gozdnosti leta 1996, v nadaljnji analizi pa smo nato upoštevali le tiste kvadrante, kjer gozdnost presega 50 %. Baza podatkov Popisa gozdov iz leta 1998 (MIKULIČ in GLAVAN 1999) vsebuje podatke na ravni centroidov gozdnih odsekov. Ker meje med odseki v času našega projekta še niso bile

digitalizirane za celotno študijsko območje, smo njihove površine aproksimirali s thiessenovimi poligoni glede na podane centroide odsekov. Za centroide, ki se nahajajo na robu gozda in zato njihovi thiessenovi poligoni segajo daleč v negozdni prostor, smo poligone korigirali z gozdno mejo baze CLC. Nato smo tako dobljeni vektorski GIS sloj prekrili z mrežo kilometrskih kvadrantov in v vsakemu kvadrantu ugotovili vrednosti tistih delov thiessenovih poligonov, ki jih ta zajema (slika 3). Za attribute z zvezno mersko skalo smo to storili s ponderiranim povprečjem, kjer je bil ponder zajeta površina posameznega thiessenovega poligona. Za attribute z diskretno mersko skalo smo privzeli vrednost najbolj zastopanega thiessenovega poligona v kvadrantu. Na podlagi slojev topografske karte v merilu 1 : 50.000 (GURS 1995) smo za vsako analizirano točko ugotovili njeno oddaljenost, do najbližjega naselja, ceste in železnice. Digitalni model reliefa (GURS 1995) ter izpeljane karte naklonov reliefa in ekspozicije reliefa smo iz ločljivosti 100 x 100 m povzeli na kilometrske kvadrante, in sicer za naklon in nadmorske višine kot mediano ter za ekspozicijo (8 glavnih smeri neba) kot modus.



Slika 3: Povzemanje vrednosti atributov približkov gozdnih odsekov (thiessenovi poligoni) na ravni kilometrskih kvadrantov

Figure 3: Summarizing attribute values of forest subcompartment approximations (thiessen polygons) at the level of 1 km<sup>2</sup> quadrants

Na vzorce točk, kjer so definirane ciljne spremenljivke, smo pridružili neodvisne spremenljivke in dobili baze trenajnih podatkov za 3 metode modeliranja. Preglednica 4 prikazuje podatkovna polja trenajnih baz podatkov.

Preglednica 4: Podatkovna polja v trenajnih bazah podatkov.

Table 4: Data fields in the training databases

Ime polja/Field name	Vsebina polja/Field data
XVZIGA	X koordinata mesta vžiga (GK)
YVZIGA	Y koordinata mesta vžiga (GK)
POZAR	Požar izbruhnil (da / ne)
LETO	Leto izbruha
MESEC	Mesec izbruha požara
DANVLETU	Zaporedni dan v letu
POZREG	Požarna regija po HMZ
POZIND	Pož. indeks HMZ (ni primerljivo med regijami zaradi različnih pragov)
POZST	Požarna stopnja po HMZ (diskretizacija POZREG glede na pragove)
PROCRF <sub>n</sub>	Površinski delež razvojne faze <i>n</i> (1 .. 11), v skladu s šifrantom ZGS
LZM3HA	Lesna zaloga [m <sup>3</sup> /ha]
DELIGL	Delež iglavcev v lesni zalogi
GLDV1	Glavna (najpogostejša) drevesna vrsta (po lesni zalogi) v odseku
GLDV2, 3	Druga in tretja najpogostejša drevesna vrsta
DELSKL <sub>n</sub>	Površinski delež sestojnega sklepa <i>n</i> (1 .. 5), v skladu s šifrantom ZGS
ASOC1	Najpogostejša gozdna združba (po površini)
ASOC2, 3	Druga in tretja najpogostejša gozdna združba
DMR	Nadmorska višina
NAKL	Naklon reliefa [°]
EKSP	Ekspozicija reliefa (0=ravno, 1=N, 2=NE, ..., 8=NW)
ODZEL	Oddaljenost od železnic [m]
ODCEST	Oddaljenost od cest [m]
ODNAS	Oddaljenost od naselij [m]
POZDST <sub>n</sub>	Razdalja do <i>n</i> -te najbližje točke požara
POZDSTR <sub>n</sub>	Vrednosti POZDST <sub>n</sub> , diskretizirane glede na pragove (preglednica 3)

## 2.4 IMPLEMENTACIJA MODELA MODEL IMPLEMENTATION

Karta požarne ogroženosti nastane kot prostorski izraz izbranega modela, in sicer tako, da za vsak kvadrant v model vnesemo vrednosti neodvisnih spremenljivk v tem kvadrantu in izračunamo vrednost ciljne spremenljivke za ta kvadrant. Model smo sprogrimirali v jeziku Avenue (KOBLEK 2001), ki je del široko razširjenega GIS paketa ArcView. ArcView med drugim tudi omogoča združitev karte ogroženosti z drugimi GIS sloji in

prostorskimi evidencami, s čimer je izboljšana operativna uporabnost modela. ArcView je v osnovni različici predvsem namenjen delu z vektorskimi GIS bazami podatkov. Zaradi (vsebinsko gledano) rastrske strukture podatkov (sistematična mreža) bi bilo primernejše rastrsko GIS okolje, predvsem zaradi hitrosti računanja modela. Obstaja sicer rastrska nadgradnja ArcView (SpatialAnalyst), vendar je zaradi zelo visoke cene potencialnim uporabnikom teže dostopna. Zato smo se raje odločili podatke prevesti v vektorsko obliko – posamezni piksel resolucije 1 x 1 km je predstavljen kot kvadratni poligon enakih dimenzij in namesto serije rastrskih slojev imamo pač en vektorski sloj z množico atributov. Hitrost računanja modela je sicer zmanjšana, vendar še sprejemljiva (računanje modela traja 20 sekund na računalniku s procesorjem Pentium III 500 MHz). Morebitni kasnejši prenos modela v rastrsko okolje je še vedno mogoč in bi bil razmeroma enostaven.

### 3 REZULTATI RESULTS

Linearni regresijski model, ki opisuje odnos med ciljno spremenljivko in najznačilnejšimi neodvisnimi spremenljivkami, je:

$$POZDST6 = 2516,03 - 22,5391 * (PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9 + PROCRF10) - 35,5738 * DELIGL + 19,0344 * LZM3HA - 36,8437 * (DELSKL1 + DELSKL2) + 844,474 * \log(ODZEL)$$

Preglednica 5 prikazuje nekaj značilnosti modela. Model pojasnjuje 41 % variabilnosti ciljne spremenljivke. Kot najbolj informativne neodvisne spremenljivke so se izkazale (preglednica 6) – naštete od najbolj do najmanj informativne – hektarska lesna zaloga, delež sestojev s tesnim ali normalnim sklepom, razmerje med iglavci in listavci, oddaljenost od železniške proge ter delež degradiranih gozdov (PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9 + PROCRF10). V skladu s pričakovanji nismo odkrili značilnih povezav POZDST6 s faktorji reliefa, predvsem z naklonom. Relief namreč vpliva bolj na način in

hitrost širjenja požara kot pa na verjetnost izbruha. V nasprotju s pričakovanji pa se kot značilna ni pokazala povezava z oddaljenostjo od naselij. Razlog bi lahko bila groba prostorska ločljivost modela. Prav tako ni bila značilna povezava z dnevno stopnjo požarne ogroženosti po HMZ (POZST). Poskusi z različnimi vrednostmi za  $n$  v POZDST $n$  so pokazali, da značilnost POZST v regresijskem modelu sicer narašča s padanjem  $n$  (primer: če kot ciljno spremenljivko vzamemo razdaljo do prvega najbližjega požara, je dnevna stopnja požarne ogroženosti po HMZ značilnejša, kot če bi vzeli razdaljo do drugega najbližjega požara), vendar pa se ob tem močno zmanjšuje tudi delež variabilnosti, ki jo pojasnjuje regresijski model. Prikazani linearni regresijski model torej ni uporaben za pojasnjevanje časovne spremenljivosti požarne ogroženosti.

Preglednica 5: Rezultati linearne regresijske analize požarne ogroženosti  
Table 5: Results of linear regression analysis of fire danger

Multipla regresijska analiza (Multiple Regression Analysis)

Odvisna spremenljivka (Dependent variable): POZDST6

Parameter	Ocena (Estimate)	Stand. Napaka (Std. Error)	T-Vrednost (T-Statistic)	P-vrednost (P-Value)
CONSTANT	2516,03	1349,11	1,86496	0,0629
PROCRF78910 *	-22,5391	6,1591	-3,65948	0,0003
DELIGL	-35,5738	6,53077	-5,4471	0,0000
LZM3HA	19,0344	2,59274	7,34142	0,0000
DELSKL12 **	-36,8437	5,70763	-6,45516	0,0000
log(ODZEL)	844,474	150,39	5,61523	0,0000

\*PROCRF78910 = PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9 + PROCRF10

\*\*DELSKL12 = DELSKL1 + DELSKL2

Analiza variance (Analysis of Variance)

Vir (Source)	Vsota kvadratov odklonov (Sum of Squares)	St. prost. (Df)	Sr. kvad. napaka (Mean Square)	F-vrednost (F-Ratio)	P-vrednost (P-Value)
Model	3,19771E9	5	6,39541E8	53,52	0,0000
Ostanek	4,64855E9	389	1,195E7		
Total (Corr.)	7,84626E9	394			

$R^2 = 0,407545$

Standardna napaka ocene (Std. Error of Est.) = 3456,88



Preglednica 6: Standardizirani regresijski koeficienti požarne ogroženosti  
 Table 6: Standardized regression coefficients of fire danger

Parameter	Ocena (Est.)
CONSTANT	7667,36
PROCRF78910*	-849,382
DELIGL	-1119,36
LZM3HA	1622,82
DELSKL12**	-1197,12
log(ODZEL)	1050,66

\*PROCRF78910 = PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9 + PROCRF10

\*\*DELSKL12 = DELSKL1 + DELSKL2

Pri modelu, narejenem na podlagi induktivnega učenja odločitvenega drevesa smo kot ciljno spremenljivko uporabili POZDSTR6 (oddaljenost do 6. najbližjega požara). Kot najbolj informativni neodvisni spremenljivki sta se izkazali delež degradiranih gozdov (PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9) ter prevladujoča drevesna vrsta. Točnost napovedi POZDSTR6 na podlagi dobljenega odločitvenega drevesa (preglednica 7), ocenjena z 99-kratnim križnim preverjanjem (*99-fold crossvalidation*), znaša 56,6 % oz. delež napak je 43,4 % (preglednica 8), kar ni zadovoljivo. Poleg tega nismo našli povezave z dnevno stopnjo požarne ogroženosti po HMZ (POZST), kar pomeni, da model ne odraža dnevnega vpliva vremena. S poskusi smo ugotovili, da zmanjšanje števila razredov pri diskretizaciji POZDSTR6 v POZDSTR6 poveča točnost modela – pri členjenju POZDSTR6 v le dva razreda točnost sicer znaša že 81,5 %, vendar pa tudi ta model ne kaže značilne povezave s POZST, pa tudi vsebinsko je pregrob.

Preglednica 7: Odločitveno drevo za klasifikacijo požarne ogroženosti gozdov; kode za GLDV in ASOC ustrezajo standardnim kodam v Popisu gozdov Zavoda za gozdove

Table 7: Decision tree for the forest fire classification; coding for GLDV and ASOC variables corresponds to the standard codes of Forest inventory by the Slovenian Forest Service

Če je PROCRF789\* > 0 potem

Če je GLDV1 element {21,61,64,71,76} potem POZDST = 1

Če je GLDV1 element {11,32,78} potem POZDST = 3

Če je GLDV1 element {12,22,31,33,34,35,36,37,38,41,51,52,53,54,55,56,57,62,63,65,66,67, 68,72,73,74,75,77,79,81,82, 83,84,85,86,89,87,88} potem POZDST = 2

Če je PROCRF789 <= 0 potem

Če je ODZEL > 7095 potem POZDST = 1

Če je ODZEL <= 7095 potem

Če je ASOC1 element {11,12,21,22,23,24,25,31,32,41,42,51,52,53,54,61,71,74,81,82,83,91,92,93,94,95,101,112,113,121,122,123,131,132,141,142,143, 144,151,152,161,171,172,181,182,183,192,201,202,203,204,211, 212,221,222,223,224,225,226,231,232,233,234,235,236,241,242,243,244,251,252,261,262,263,264,271,272,273,274,275,281,282, 283,213,70,133,134}

potem POZDST = 2

Če je ASOC1 element {43,72,73,84,111,191} potem POZDST = 1

Če je ASOC1 = 62 potem POZDST = 3

\*PROCRF789 = PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9

Preglednica 8: Matrika napak na podlagi 99-kratnega križnega preverjanja

Table 8: Error matrix estimation based upon 99-fold crossvalidation

(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	<-klasificirano kot (classified as)
101	51	3				(a): razred (class) 1
28	92	23				(b): razred (class) 2
11	31	31				(c): razred (class) 3
3	10	7				(d): razred (class) 4
		3				(e): razred (class) 5
	1					(f): razred (class) 6

Logistični model napoveduje verjetnost  $p$  požara z enačbo oblike  $p(\text{POZAR}) = \exp(y) / (1 + \exp(y))$ , pri čemer je  $y$  enak:

$$y = -2,2986 + 0,0425878 * \text{DELIGL} - 0,0116443 * \text{LZM3HA} - 0,000180359 * \text{ODZEL} + 0,854648 * \text{POZST} + 0,0261486 * (\text{PROCRF7} + \text{PROCRF8} + \text{PROCRF9})$$

Preglednica 7 podrobneje prikazuje rezultate logistične regresije. Delež pojasnjene deviance (količine, ki ustreza vrednosti  $R^2$  pri linearni regresiji) znaša 46 %. Najbolj informativne neodvisne spremenljivke so (naštete od najbolj do najmanj informativne): razmerje med iglavci in listavci, dnevno spremenljiva stopnja požarne ogroženosti po HMZ, delež degradiranih gozdov (PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9 + PROCRF10), hektarska lesna zaloga in oddaljenost od železniške proge (preglednica 6). Logistični model torej kot relativno pomemben vpliv posredno prek vrednosti POZST upošteva tudi vremenske in fenološke pogoje na določen dan. S tem je prikaz požarne ogroženosti diferenciran ne le v prostoru, ampak tudi v času.

Preglednica 9: Rezultati logistične regresijske analize  
Table 9: Results of logistic regression analysis

Ocenjen regresijski model (Estimated Regression Model)

Parameter	Ocena (Estimate)	Stand. napaka (Std. Error)	Ocen.razm.obetov (Est. Odds Ratio)
CONSTANT	-2,2986	0,490182	
DELIGL	0,0425878	0,00482846	1,04351
LZM3HA	-0,0116443	0,00220283	0,988423
ODZEL	-0,000180359	0,0000335113	0,99982
POZST	0,854648	0,11028	2,35055
PROCRF789*	0,0261486	0,00422718	1,02649

\*PROCRF789 = PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9

Analiza odklonov (Analysis of Deviance)

Vir (Source)	Odklon (Deviance)	St. prostosti (Df)	P-vrednost (P-Value)
Model	386,292	5	0,0000
Ostanek	449,184	608	1,0000
Skupaj (Total)	835,476	613	

Delež pojasnenih odklonov (Share of deviance explained) = 0,462362

Preglednica 10: Standardizirani logistični regresijski koeficienti  
 Table 10: Standardized logistic regression coefficients

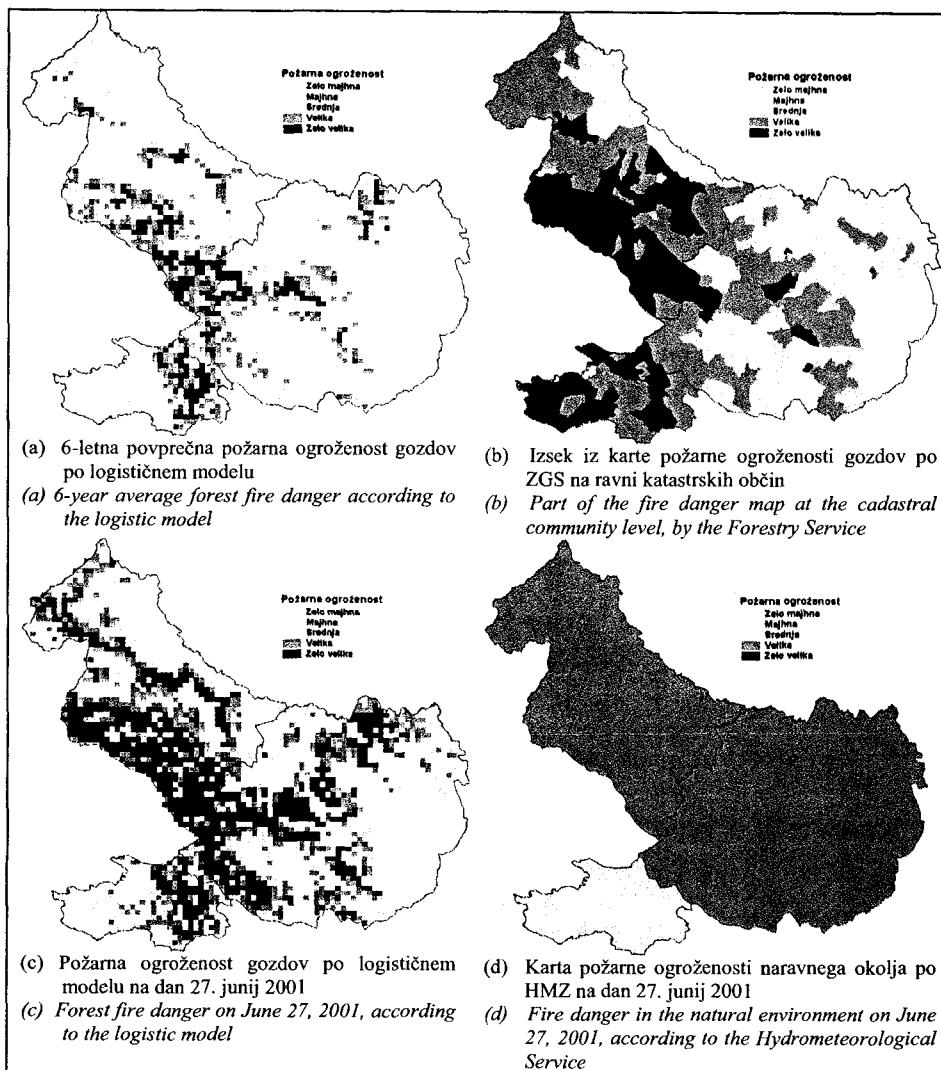
Parameter	Ocena (Estimate)	Stand. napaka (Std. Error)	Oc. razm. obetov (Est. Odds Ratio)
CONSTANT	0,420561	0,12272	
DELIGL	1,35002	0,153061	3,8575
LZM3HA	-0,882606	0,166969	0,413703
ODZEL	-0,802995	0,1492	0,447985
POZST	1,09783	0,141659	2,99765
PROCRF789*	0,942853	0,152421	2,5673

\*PROCRF789 = PROCRF7 + PROCRF8 + PROCRF9

Izmed treh modelov požarne ogroženosti gozdov smo kot najprimernejšega izbrali logistični regresijski model, saj edino ta upošteva časovni vidik oz. vremenske ter fenološke vplive na požarno ogroženost gozdov. Sprogramirali smo ga v jeziku Avenue (KOBLEK 2001). Program deluje v okolju ArcView 3.1 ali novejši različici. Kot vhodne podatke najprej zahteva vektorsko GIS bazo podatkov, ki za kilometrske kvadrante vsebuje vrednosti vseh v model vključenih neodvisnih spremenljivk, nato pa zahteva še dnevne stopnje požarne ogroženosti za posamezne požarne regije, ki jih HMZ dnevno objavlja na svoji spletni strani ([http://www.rzs-hm.si/podatki/pozarna\\_ogrozenost.html](http://www.rzs-hm.si/podatki/pozarna_ogrozenost.html)). Dnevno karto požarne ogroženosti gozdov, ki se izriše v ArcView, je mogoče kombinirati s poljubno drugo prostorsko evidenco primerljivega merila in ji tako povečati uporabnost. Ob izračunu modela program izračuna še povprečno ogroženost po upravnih občinah, ki jih nato lahko rangiramo in na podlagi tega povečamo pripravljenost ustreznih služb v najbolj ogroženih občinah.

Čeprav naš model po metodi logistične regresije zaradi drugačne zasnove, prostorske in časovne ločljivosti ni neposredno primerljiv z modelom HMZ (PEČENKO 1994) oz. z modelom ZGS (JAKŠA 1997), jih vendarle poskusimo primerjati vsaj vizualno (slika 4). Za primerjavo z modelom ZGS v naš model vnesemo 6-letno povprečje vrednosti dnevnih stopenj požarne ogroženosti po HMZ (ker pač razpolagamo le s podatki za obdobje med letoma 1994 in 1999). Tako dobimo karto 6-letnega povprečja, ki je

vsebinsko približno primerljiva s karto požarne ogroženosti gozdov po ZGS, ki velja za dolgoletno povprečje. Za primerjavo s karto HMZ, ki je časovno spremenljiva, izberemo neki konkreten datum in v naš model vnesemo vrednosti parametra POZST za ta dan.



Slika 4: Primerjava rezultatov modela po metodi logistične regresije s kartama ZGS (JAKŠA 1997) in HMZ (PEČENKO 1994)

Figure 4: Comparison of the logistic model results with the Forestry Service map (JAKŠA 1997) and with the Hydrometeorological Service map (PEČENKO 1994)

#### **4 DISKUSIJA DISCUSSION**

Preprečevanje gozdnih požarov je mnogo učinkovitejši način zmanjševanja škod kot pa gašenje. Kar najbolj ažurna in kar najzanesljivejša ocena požarne ogroženosti je zato bistvenega pomena, saj jo lahko uporabimo za načrtovanje ravni pripravljenosti, preventivno razporejanje gasilcev in požarnih straž in za načrtovanje drugih kratkoročnih preventivnih ukrepov. Po Uredbi o varstvu pred požari v naravnem okolju (1995) morajo tudi občine skrbeti za opazovanje ob veliki požarni ogroženosti. Posamezne ogrožene občine lahko na taki karti prepoznamo in jim pravočasno posredujemo ustrezno informacijo.

Prikazana metoda ocenjevanja požarne ogroženosti gozdov temelji na empiričnem in prostorsko eksplicitnem modeliranju požarne ogroženosti gozdov s pomočjo GIS orodij. Predpostavka uporabljenega pristopa je, da je na podlagi preteklih požarov ter s faktorji, ki smo jih vključili v GIS, mogoče pojasniti požarno ogroženost v prostoru in času in jo tudi napovedati. Model požarne ogroženosti torej ne temelji na vnaprejšnjih ekspertnih kriterijih, ampak le predpostavlja, da so zakonitosti pojavljanja požarov vsebovane v empiričnih podatkih o preteklih požarih in njihovih povezavah s prostorsko izraženimi vplivnimi faktorji in s sočasnimi vremenskimi vplivi. Faktor vremena je v modelu upoštevan posredno prek dnevne ocene požarne ogroženosti, ki jo Hidrometeorološki zavod izdela vsak dan za 7 požarnih regij Slovenije in je na voljo na internetu.

Za izdelavo modela smo primerjalno uporabili različne metode, in sicer linearno regresijo, logistično regresijo in induktivno učenje odločitvenega drevesa. Na koncu smo za kartiranje požarne ogroženosti uporabili tisto metodo, ki je dala najboljše rezultate – to je bila logistična regresija. Karta požarne ogroženosti je prostorski izraz modela. Kot pri že pri mnogih drugih raziskavah se je tudi tokrat izkazalo, da so kvalitetni referenčni podatki bistveni predpogoj za razvoj statističnega modela. Na začetku smo imeli s podatki nekaj težav, saj nekateri požari niso bili vrisani na karti ali locirani s koordinatami, kar pa je razumljivo spričo dejstva, da so bili podatki zbrani za drugačne namene. Vseeno je bilo z velikim angažiranjem osebja Zavoda za gozdove mogoče

manjkajoče podatke dopolniti. Iz naštetih razlogov je vzorec požarov, ki je bil podlaga za prikazano delo, še precej skromen (zajema le obdobje 6 let), zato ne zmore odražati vse raznolikosti naravnih in antropogenih vplivov v naravnem okolju v Sloveniji. Posledica majhnega vzorca je, da je tudi najboljši izmed treh prikazanih modelov požarne ogroženosti še premalo zanesljiv za operativno uporabo. Cilj raziskave, ki je bil združiti časovni in prostorski vidik v enem modelu požarne ogroženosti, pa je bil vseeno dosežen, saj rezultati potrjujejo uporabnost predstavljenega koncepta ocenjevanja požarne ogroženosti na podlagi podatkov, ki se v Sloveniji itak že zbirajo za druge namene. Primerjava naših rezultatov z obstoječima metodama (PEČENKO 1994, JAKŠA 1997) kaže, da je ugotovljeni prostorski razpored žarišč požarne ogroženosti kljub skromnemu trenajzemu vzorcu primerljiv z navedenima kartama, pri čemer pa je prostorska ločljivost našega modela bistveno boljša, hkrati pa smo ohranili tudi časovno ločljivost, ki je odlika modela HMZ.

Menimo, da bo z majhnimi izpopolnitvami metode zbiranja podatkov o požarih (predvsem z njihovim doslednim in točnim geolociranjem ter nepristranskim beleženjem) v nekaj letih mogoče izdelati dovolj zanesljive, geografsko obsežnejše ter prostorsko in vsebinsko podrobnejše modele. Smiselno bi bilo periodično obnavljanje modela vsakih nekaj let, saj se pomembno spreminjajo tudi okoljski vplivni faktorji, kot so spreminjajoči se vzorci rabe prostora, krepitev prometnih tokov, površinsko krčenje kmetijstva, širjenje gozda z zaraščanjem, morebitne klimatske spremembe, napreduje pa tudi tehnologija modeliranja. Ne navsezadnje bi veljalo razširiti veljavnost modela tudi zunaj gozda na vse naravno okolje zunaj naselij. To bi bilo mogoče z vključitvijo podatkov Uprave za zaščito in reševanje, ki od leta 1998 zbira podatke o vseh zaznanih požarih v Sloveniji. S podrobnejšo prostorsko opredelitvijo njihovih podatkov (lokacije požarov so trenutno podane le s krajevnim opisom) ter z uskladitvijo evidenc z Zavodom za gozdove bo Slovenija v nekaj letih razpolagala s kvalitetno in obsežno bazo podatkov o požarih. S tem se bodo bistveno izboljšale možnosti za izgradnjo raznovrstnih modelov – ne le modelov požarne ogroženosti, ampak tudi modelov obnašanja požara (po izbruhu), širjenja dima in učinkov na ekosisteme.

## 5 POVZETEK

Cilj raziskave je bil izdelati empirični model za sprotno ocenjevanje požarne ogroženosti gozdov na regionalni ravni in metodološko nadgraditi dva obstoječa modela (Pečenko 1994, Jakša 1997), od katerih je prvi prostorsko zelo posplošen, drugi pa velja le za dolgoletno povprečje. Model naj bi temeljil na statistični analizi podatkov o preteklih gozdnih požarih. Okoliščine za izbruh požarov večinoma določajo prostorsko izraženi faktorji, zato smo model implementirali v geografskem informacijskem sistemu (GIS). Faktor vremena je bil posredno upoštevan prek ocene požarne ogroženosti naravnega okolja, ki jo dnevno objavlja Hidrometeorološki zavod za 7 požarnih regij Slovenije. Za analizo empiričnih podatkov smo primerjalno uporabili tri metode modeliranja: (1) linearno regresijo, (2) binarno logistično regresijo in (3) induktivno učenje odločitvenega drevesa. Prvo metodo smo izbrali zaradi enostavnosti in primerljivosti, drugo zato, ker omogoča modeliranje verjetnosti požara, tretjo pa zato, ker omogoča vključitev ne le zveznih, ampak tudi diskretnih neodvisnih spremenljivk v model. Prostorska ločljivost modela znaša 1 x 1 km. Podatke o 454 gozdnih požarih v obdobju med letoma 1994 in 1999 je zbral Zavod za gozdove (JAKŠA 2000). Pri linearni regresiji mora biti ciljna spremenljivka zvezna, podatki o izbruhih požarov pa so podani diskretno (tj. zgolj lokacije izbruhov požarov). Zato smo uvedli zvezno spremenljivko POZDST, ki ponazarja prostorsko gostoto požarov in je definirana za poljubno točko v ravnini kot razdalja do najbližjega požarišča. Pri binarni logistični regresiji mora biti ciljna spremenljivka diskretna in mora zavzemati dve vrednosti (požar se je zgodil/se ni zgodil), razpolagali pa smo le s podatki o lokacijah, kjer se požar je zgodil. Zato smo iz preostalega prostora slučajnostno izbrali vzorec negativnih točk. Možnost, da bi kot negativni primer prikazali lokacijo, kjer se je zgodil nezabeležen požar, smo zmanjšali z vzorčenjem negativnih primerov na razdalji vsaj 2 km od najbližjega zabeleženega požara. Pri induktivnem učenju odločitvenega drevesa, kjer je ciljna spremenljivka diskretna, smo uporabili isti vzorec točk kot za linearno regresijo, pri čemer pa smo ciljno spremenljivko POZDST diskretizirali. Linearni regresijski model pojasnjuje 41 % variabilnosti ciljne spremenljivke. Najbolj informativne neodvisne spremenljivke so:



hektarska lesna zaloga, delež sestojev s tesnim ali normalnim sklepom ter razmerje med iglavci in listavci. V nasprotju s pričakovanji pa se kot značilna ni pokazala povezava z vremenskimi vplivi. Pri modelu, narejenem na podlagi induktivnega učenja odločitvenega drevesa, točnost napovedi, ocenjene z 99-kratnim križnim preverjanjem, znaša 56,6 % oz. delež napak je 43,4 %, kar ni zadovoljivo. Najbolj informativne neodvisne spremenljivke so: delež degradiranih gozdov, prevladujoča drevesna vrsta in bližina železniške proge. Tudi s to metodo nismo našli povezave z vremenskimi vplivi. Pri logističnem modelu delež pojasnjene deviance (količine, ki ustreza vrednosti  $R^2$  pri linearni regresiji) znaša 46 %. Najbolj informativne neodvisne spremenljivke so: razmerje med iglavci in listavci, vreme in delež degradiranih gozdov. Kot najboljši smo izbrali ta model, saj edini upošteva vremenske vplive. Model smo implementirali v okolju ArcView. Karto požarne ogroženosti gozdov, ki nastane kot rezultat programa, je mogoče kombinirati s poljubno drugo prostorsko evidenco in ji tako povečati uporabnost. Ob izračunu modela program izračuna še povprečno ogroženost po občinah, ki jih nato lahko rangiramo in na podlagi tega povečamo pripravljenost ustreznih služb v najbolj ogroženih občinah. Ker študija temelji le na podatkih o gozdnih požarih in o tistih požarih, ki so se po vžigu razširili v gozd, izdelani modeli ne veljajo za celotni prostorski kontinuum niti za celotno naravno okolje, ampak le za gozdni prostor! Predstavljeni rezultati nakazujejo, da bo na podlagi obsežnejše in bolj reprezentativne baze podatkov o preteklih požarih čez nekaj let mogoče izdelati dovolj zanesljive, geografsko obsežnejše ter prostorsko in vsebinsko podrobnejše modele. Smiselno bi bilo periodično obnavljanje modela vsakih nekaj let, saj se pomembno spreminjajo tudi okoljski vplivni faktorji. Ne navsezadnje bi veljalo razširiti veljavnost modela tudi zunaj gozda na vse naravno okolje zunaj naselij.

## 6 SUMMARY

*Our aim was to build an empirical model for daily updating of forest fire danger estimate at the regional level and to enhance two extant models (PEČENKO 1994, JAKŠA 1997). First of those two models is spatially very generalized and the second applies only to a long-term average situation. Our model was to be based upon statistical analysis of past forest fire data and implemented in a GIS environment, because circumstances leading to a fire outbreak are best conveyed using spatially explicit factors. The weather factor was considered indirectly by using estimates of fire danger in the natural environment, which are daily updated by the Hydrometeorological Service for the 7 fire regions of Slovenia. Data were comparatively analyzed using 3 modeling methods: linear regression, logistic regression, and top down induction of decision trees. The first method was chosen for simplicity and comparability, the second for its ability to model fire probabilities, and the third for its ability to consider both continuous and discrete variables. The spatial resolution of the model was 1 x 1 km. Data on 454 forest fires during 1994 – 1999 were gathered by the Slovenian Forest Service (JAKŠA 2000). The dependent variable in a linear regression has to be of a continuous scale, while our fire data were discrete (i.e. simple locations of fire outbreaks). We thus introduced a new continuous variable POZDST which corresponds to spatial density of fire outbreaks. It is defined for arbitrary point as its distance to the nearest fire outbreak location. The dependent variable in the binary logistic regression must be dichotomous (fire did happen / didn't happen) while we only had locations where fire did happen. From the rest of the area we thus randomly sampled negative locations. The likelihood of inadvertently sampling a location of a non-recorded fire was reduced by sampling the negative locations at least 2 km from any recorded fire location. With decision tree induction the target variable is discrete, so we were able to use the same sample as for the linear regression, only the continuously scaled target variable had to be discretized. The linear regression model explains 41 % of variability of the target variable. The most informative independent variables are: timber volume, percentage of dense stand canopy cover, and the coniferous / deciduous ratio. Contrary to expectations we were unable to find any significant relation of target*

---

variable to weather influences. Based on a 99-fold crossvalidation the accuracy of the decision tree model is estimated to be 57 % (43 % errors), which is unsatisfactory. The most informative variables are: share of degraded forests, the main tree species, and proximity to railway track. We didn't find any relation to weather influences with this method, either. The percentage of deviance (a quantity which corresponds to  $R^2$  in linear regression) explained by the logistic model is 46 %. The most informative variables are: coniferous / deciduous ratio, weather, and percentage of degraded forests. We selected this model as the best because it is the only one to consider the weather influences. The model was implemented in the ArcView environment. The map of forest fire danger, which is the output of the program, can be overlaid with other spatial inventories, thus increasing the usefulness of the map. The program also outputs a list of municipalities, ranked according to current forest fire danger. This list can be used to issue early warning to respective municipalities. It should be noted, that our model is based on forest fire data only, making it unsuitable either for the entire spatial continuum, nor for the natural environment as a whole, but only for the forest areas! The presented results indicate that given an extensive and representative fire database eventually it will be possible to develop more reliable, geographically more comprehensive, and more detailed fire danger models for Slovenia. It would also seem prudent to update the model periodically to account for gradual changes in environmental situation. Last but not least the model should be expanded from the forest into the entire natural environment.

## 7 VIRI REFERENCES

- ABHINEET-JAIN, R. / SINGH, D. / ROY, J., 1996. Forest fire risk modelling using remote sensing and geographic information system. *Current-Science*, 70 s.
- BRATKO, I. / KONONENKO, I. / LAVRAČ, N. / MOZETIČ, N. / ROŠKAR, E., 1989. Automatic Synthesis of Knowledge: Ljubljana Research, Machine and Human Learning (Y. Kodratoff in A. Hutchison, ur.), GP Publishing, Inc., Columbia, Maryland, s. 25-33.
- CHOU / MINNICH / CHASE, 1993. Mapping probability of fire occurrence in San Jacinto Mountains, California, USA. *Environmental-Management*, 1993, 17: 1.

- CHUVIECO, E. / CONGALTON, R., 1989. Application of remote sensing and geographic information systems to forest fire hazard mapping. Remote sensing of environment, 29, s. 147-159.
- GEODETSKA UPRAVA RS (GURS), 1995. Digitalni prostorski podatki.
- GREEN / FINNEY / CAMPBELL / WEINSTEIN / LANDRUM, 1993. Using GIS to predict fire behaviour. Journal of Forestry, 1993 (5), s. 21-25.
- HOČEVAR, M. / KOBLEK, A. / VRŠČAJ, B. / POLJAK, M. / KUŠAR, G., 2001. CORINE karta rabe tal in pokrovnosti Slovenije – fotointerpretacija in rezultati. Zaključno poročilo. Gozdarski inštitut Slovenije, 83 s.
- HOSMER, D. / LEMESHOW, S., 1989. Applied Logistic Regression. Wiley & Sons.
- JAKŠA, J., 1997. Obseg in posledice gozdnih požarov v Sloveniji v letih 1991 do 1996 ter vloga gozdarstva v varstvu pred požari v gozdu. Gozdarski vestnik, 9/97, s. 386 – 395.
- JAKŠA, J., 2000. Podatki o požarih 1994 – 1999. Zavod za gozdove Slovenije. Arhivsko gradivo.
- JEFFREY / CARDILLE, 1998. Wildfires in the Lake States: Factors Influencing the Origin and Extent of Wildfires in Minnesota and Michigan. Proceedings of ASPRS-RTI 1998 Annual Conference, 30. 3. – 3. 4. 1998, s. 1519-1519.
- KLAVER / SINGH / FOSNIGHT, 1998. Global Forest Fire Watch: Wildfire Potential, Detection, Monitoring and Assessment. First International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry. <http://grid2.cr.usgs.gov/indofire/firepaper.html>.
- KOBLEK, A., 2001. Logistični model požarne ogroženosti gozdov – ArcView aplikacija. Gozdarski inštitut Slovenije.
- MASELLI, F. / RODOLFI, A. / BOTTAI, L. / CONESE, C., 1996. Evaluation of forest fire risk by the analysis of environmental data and TM images. International Journal of Remote Sensing, 17, s. 1417-1423.
- MIKULIČ, V. / GLAVAN, B., 1999. Popis gozdov 1998. Digitalna baza podatkov – posebna obdelava. Zavod za gozdove Slovenije.
- PEČENKO A., 1994. Določanje stopenj požarne ogroženosti naravnega okolja v Sloveniji. Ujma, št. 8, s. 193 – 196.
- Pravilnik o varstvu gozdov, 2000. Uradni list RS, št. 92/2000.
- QUINLAN, J. R., 1986. Induction of decision trees. Machine Learning 5(3), s. 239-266.
- QUINLAN, J. R., 1993. Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann, San Mateo CA.
- UNZUETA / ILLERA / CASANOVA / DELGADO, 1998. A System for Operational Fire Monitoring in Spain Using Remote Sensing and Meteorological Data. 1<sup>st</sup> Intl. Conf. Geospatial Information in Agriculture and Forestry, 1998, <http://csdnta.irim-int.com/iria/afp.nsf>.
- Uredba o varstvu pred požari v naravnem okolju, 1995. Uradni list RS, št. 62/1995.
- Zakon o gozdovih, 1993. Uradni list RS, št. 30/1993.
- Zakon o varstvu pred požarom, 1993. Uradni list RS, št. 71/1993.
- ZHAI / MUNN / EVANS, 1998. Using GIS to Investigate Forest Fire Occurrence in Mississippi. 1<sup>st</sup> Intl. Conf. Geospatial Information in Agriculture and Forestry, 1998, <http://csdnta.irim-int.com/iria/afp.nsf>.

## **8 ZAHVALA ACKNOWLEDGEMENT**

Članek je nastal v okviru aplikativnega raziskovalnega projekta Gozdni požari v Sloveniji (L4-0529), ki sta ga financirali Ministrstvo za šolstvo, znanost in šport ter Ministrstvo za obrambo – Uprava za zaščito in reševanje. Nosilec in vodja projekta je bila doc. dr. Maja Jurec (Biotehniška fakulteta – Oddelek za gozdarstvo in obnovljive gozdne vire). Organizacija zbiranja in dopolnjevanja arhivskih podatkov o gozdnih požarih na Zavodu za gozdove je plod dela Jošta Jakše, univ. dipl. inž. gozd. Za dopolnjevanje arhivskih podatkov se zahvaljujemo številnim neimenovanim sodelavcem po območnih enotah Zavoda za gozdove. Digitalizacijo lokacij požarov je opravila Irena Tavčar. Vid Mikulič, univ. dipl. inž. gozd., in Brane Glavan, univ. dipl. inž. geod., sta uredila podatke Popisa gozdov. Recenzentoma prof. dr. Milanu Hočevarju in doc. dr. Davidu Hladniku se zahvaljujem za številne koristne pripombe in predloge. Za vse morebitne napake v članku odgovarja avtor.

---