Zbornik gozdarstva in lesarstva, 38, 1991, s. 245 - 255

GDK 614 -- 015.5
Math.Subj.Class.(1991) ....

ISKANJE OPTIMALNIH GOZDNOGOJITVENIH STRATEGIJ S POMOČJO STOHASTIČNEGA PROGRAMIRANJA

Lidija ZADNIK STIRN*

Izvleček

Optimalno gojenje in izkoriščanje gozda z namenom, da so izpolnjena vsa zahtevana načela gospodarjenja z gozdom, je predstavljeno kot večfazni stohastični proces. Kot pomoč pri optimalnem upravljanju tega procesa je prikazan stohastičen model, ki temelji na teoriji diskretnega stohastičnega programiranja. V ospredje so kot kriterij gospodarjenja z gozdom postavljeni le merljivi outputi iz gozda. Drugi učinki gozda v našem modelu niso upoštevani. Na osnovi tako definiranega kriterija gospodarjenja je optimalna strategija določena z iteracijskim postopkom, podobnim Bellmanovemu principu optimalnosti.

Ključne besede: odločanje v gozdarstvu, večfazni stohastični proces, Bellmanov princip optimalnosti

THE USE OF STOCHASTIC PROGRAMMING FOR OPTIMAL DECISION MAKING IN FOREST MANAGEMENT

Lidija ZADNIK STIRN*

Abstract

The forest, which has to be managed with the aim to achieve the prescribed silvicultural, utilization and environmental goals, is presented as a multistage stochastic process. In order to develop and manage this process, a stochastic model is described. The model is based on the theory of discrete stochastic programming. The objective is to maximize forest outputs which can be quantified. Although we are aware of many other forest benefits we did not include them in the objective function because of their intangibility. On the basis of so defined objective function, the optimal strategy is found by the use of an iterative method similar to Bellman's principle of optimality.

Key words: decision making in forestry, multistage stochastic process, Bellman's principle of optimality

* dr.inf.upr.zn.,dipl.mat.,izr.prof.Biotehniške fakultete, oddelek za gozdarstvo, 61000 Ljubljana, Večna pot 83, Slovenija.

1 UVOD

Gozd je izpostavljen nepredvidljivim zunanjim vplivom, a kljub temu lahko gozdar s svojim delom vpliva na njegov razvoj. Tako gozdarji, ki sprejemajo odločitve o razvoju gozda, želijo upoštevati njegovo stohastično naravo in izbirati gozdnogojitvene strategije, ki ustrezajo vsem načelom gospodarjenja z gozdom in dajo maksimalni gozdnogospodarski učinek. Gozdarji torej ob vprašanju, kako s pomočjo izbranih strategij po "optimalni poti" pripeljati gozd od obstoječega stanja k ciljnemu, zadenejo na probleme optimiranja in jih že dalj časa rešujejo tudi s pomočjo matematičnih metod optimiranja.

Modeliranje procesa v gozdu in iskanje optimalnih strategij za njegovo usmerjanje z matematičnimi metodami ni novo, saj segajo začetki že v prejšnje stoletje. Močan razcvet pa je bil na tem področju narejen po letu 1950, predvsem zaradi naglega razvoja računalništva in matematičnih metod optimiranja (obsežen pregled objavljenih modelov je predstavljen v članku BARE et al. 1984). Doslej znani modeli za iskanje optimalnih odločitev pri gojenju in izkoriščanju gozdov so bili predvsem deterministični. V njih se je kot metoda optimiranja uporabljalo linearno programiranje (ATKINSON 1974, HEAPS et al. 1979, itd.) ali pa deterministično dinamično programiranje (AMIDON et al. 1968, SCHREUDER 1971, RIITTERS et al. 1982, ZADNIK STIRN 1990, itd.). Zahtevo po stohastičnih modelih za sprejemanje optimalnih odločitev pri gospodarjenju z gozdom je prvi predložil HOOL 1966. Sledili so številni članki, ki problem razvoja gozda obravnavajo kot markovski proces, kjer pa v ospredje stopata predvsem prehod iz obstoječega stanja v novo in verjetnost za ta prehod (SUZUKI 1984, SMALTSCHINSKI 1986, ZADNIK STIRN 1987, HASSLER et al. 1988, itd.).

V tem prispevku je opisan stohastični model, ki naj bi bil v pomoč gozdarjem pri sprejemanju optimalnih gozdnogojitvenih strategij. Model se od znanih loči predvsem po tem, da je proces v gozdu obravnavan kot stohastični optimizacijski proces in da so v ospredje kot kriterij gospodarjenja z gozdom postavljene njegove merljive funkcije. Zavedamo se, da ima gozd še celo vrsto drugih splošnokoristnih funkcij, ki pa jih zaradi zapletenosti vrednotenja v modelu nismo upoštevali. Tako je model sicer res poenostavljen, a smo se z njim, v primerjavi z znanimi modeli, bolj približali realnemu problemu ravno z upoštevanjem dejstva, da v realnem svetu ni determiniranih pojavov. V gozdu imamo namreč opravka predvsem s stohastičnimi - slučajnimi pojavi, kar je v modelu upoštevano s stohastičnimi upravljavskimi elementi.

2 IZHODIŠČA IN OSNOVNI ELEMENTI STOHASTIČNEGA MODELA

2.1 Čas kot diskretna spremenljivka

Časovni horizont procesa v gozdu je sicer končen, a relativno izredno dolg in se pokriva z dolžino proizvodnih obdobij. Glede na to, da gozdar sprejema odločitve o globalnem usmerjanju razvoja gozda le na primer vsako leto ali vsakih 10 let, si proces v gozdu lahko predstavimo kot diskretni oziroma večfazni proces. Tako časovni horizont razdelimo na enako dolge faze t, kar pomeni, da čas, ki predstavlja dolžino proizvodnega obdobja, diskretiziramo. Če označimo začetek procesa v gozdu oziroma začetek prve faze kot čas t = 0 in konec procesa, ki je hkrati tudi konec zadnje faze kot čas t = T, imamo opravka s T fazami. Spremenljivka t zavzame vrednosti 1,2,...,T, kadar t pomeni fazo oziroma vrednosti 0,1,2,...,T, kadar t pomeni začetek ali konec faze (slika 1).

2.2 Lastnosti gozda kot sistema oziroma njegovo stanje

Gozd predstavimo kot sistem v času, ki smo ga diskretizirali v smislu časovne delitve procesa v gozdu. Ta sistem sestavljajo posamezni elementi sistema. Lastnosti elementov sistema v času t označimo z z(i,t), (t=0,1,...,T), (i = 1,2,...,m), kjer je m število vseh upoštevanih lastnosti elementov sistema. Konkretne lastnosti gozda kot sistema so na primer zmogljivost rastišča, negovanost sestoja, razvojna faza, lesna zaloga, itd. Lesna zaloga, ki jo bomo označili z lastnostjo z(i=4,t)=x(t), ima pri sprejemanju odločitev v gozdu zelo pomembno vlogo, zato jo v poglavju 2.3 obravnavamo kot poseben stohastičen element modela. Zavedamo se, da smo s tem, ko postavljamo v ospredje lesno zalogo, izpostavili predvsem lesnoproizvodno funkcijo gozda. Vzrok je v tem, ker je to funkcijo gozda, v primerjavi z mnogimi drugimi, nič manj pomembnimi, lažje vrednotiti. Brž ko bomo imeli ovrednotene tudi ostale funkcije gozda, lahko v model vkjučimo tudi te, in sicer na enak način kot lesno zalogo. Množico vseh lastnosti elementov sistema v času t imenujemo stanje sistema v času t in ga označimo z Z(t) = Z(t,z(i,t)) (slika 1). Z(t) je končna in diskretna funkcija, zato imamo v vsakem trenutku t na razpolago le končno mnogo stanj, recimo N stanj.

2.3 Rast kot problem stohastičnega programiranja

Sprejemanje optimalnih odločitev v gozdu je v veliki meri odvisno tudi od poznavanja lesnih zalog in pričakovanih bodočih donosov. V ta namen gozdarji uporabljajo donosne tablice ali pa prikazujejo rast z rastnimi krivuljami. Kljub temu, da se je vrsta avtorjev (na primer TAKEUCHI 1981, VADNAL et al. 1983, MITROVIĆ 1988, itd.) ukvarjala z iskanjem analitičnih funkcij rasti in predlagala nove oblike, ki ustrezajo vsem teoretičnim zahtevam rasti in se "dobro" prilagajajo dogajanju v naravi, gozdarji z nobeno od njih niso v vseh okoliščinah povsem zadovoljni. Vzrok temu je predvsem dejstvo, da je rast stohastične narave. V našem modelu postavimo domnevo, da neko "dobro" rastno funkcijo procesa poznamo, a ne razpolagamo s porazdelitvami verjetnosti za slučajno spremenljivko X(t), katere vrednost nam predstavlja lesno zalogo. Glede na teorijo odločanja (BAMBERG et al. 1985) bi to pomenilo, da smo v pogoju nedoločenosti, kjer se za opisovanje in analiziranje pojavov uporabljajo heuristične metode. Ker pa nas v našem modelu zanimajo lesne zaloge le v diskretnih časovnih trenutkih, in ker v času t razpolagamo s podatki o trenutnem, kakor tudi o vseh predhodnih stanjih, lahko na podlagi informacij, ki jih dobimo v prejšnjih fazah, preidemo s področja odločanja v

nedoločenosti na tako imenovano področje odločanja z rizikom, kjer je porazdelitvena funkcija slučajnih spremenljivk znana.
Označimo vrednost slučajne spremenljivke $X(t)$ v začetku faze $t+1$ z $x(t)$ in na koncu faze $t+1$ z $x(t+1)$, $(t=0,1,2,...,T-1)$ (slika 2). Spremembo vrednosti slučajne spremenljivke $X(t)$ od $x(t)$ na $x(t+1)$ si razlagamo kot stohastični proces z vhodom $x(t)$. Izhod procesa $x(t+1)$ pa je odvisen od vhodne vrednosti procesa $x(t)$, upravljanja $u(x(t))$ in stohastičnega parametra $s(t)$:

$$x(t+1) = f(x(t), u(x(t)), s(t)) \tag{1}$$

Upravljanje $u(x(t))$, ki naj nam v realnem sistemu, v gozdu, predstavlja redčenje, naj bo diskretna funkcija s končno zalogo vrednosti. Katero vrednost iz te zaloge bomo v obravnavanem procesu izbrali, pa je odvisno tudi od izbire kriterija glede na katerega vodimo proces, to je od doneska procesa $r(t)$. Le ta mora biti maksimalen, saj nam v realnem sistemu, v gozdu, predstavlja celotno lesno zalogo. Odvisen je od vhoda $x(t)$, upravljanja $u(x(t))$ in parametra $s(t)$, torej od trenutne lesne zaloge, redčenja in slučajnih vplivov: $r(t) = r(x(t), u(x(t)), s(t))$.
Proces (1) lahko sedaj zapišemo kot optimizacijski proces:

$$x(t+1) = f(x(t), u(x(t)), s(t))$$

$$\max_{u(x(t))} r(t) = \max_{u(x(t))} r(x(t),u(x(t)),s(t)) = r(t,x(t)) \tag{2}$$

V procesu (2) ne poznamo verjetnosti za $s(t)$, a ker gre v našem modelu za večfazni problem, lahko na podlagi podatkov iz predhodnih faz določimo verjetnosti $p(t,s(t))$ za $s(t)$. Nato poiščemo maksimalni pričakovani donesek $r(t,x(t))$ za vsak vhod $x(t)$, $(t=1,2, ...,T-1)$ po rekurzijski formuli:

$$r(t,x(t)) = \max_{u(x(t))} \sum_{s(t)} r(t,s(t))(r(t)+r(t-1,x(t-1))) \tag{3}$$

Vzemimo, da je vhod v proces (2) $x(t)$. Nadalje naj bo $p(t,x(t))$ verjetnost, da smo v trenutku t dosegli $x(t)$. $U(x(t))$ pa naj bo vsota vseh optimalnih $u(x(t))$ od prve do vključno t-te faze, to je vsota vseh redčenj od prve do vključno t-te faze pri izbiri optimalnih redčenj v vseh t fazah, $(t=1,2,...,T-1)$. V $t+1$ fazi preide $x(t)$ v $x(t+1) = Y$, ki pa je sicer zvezna slučajna premenljivka z gostoto verjetnosti $p(t+1,Y/x(t))$. Y diskretiziramo (slika 2), tako da zavzame le končno mnogo vrednosti. Naj bo y ena izmed njih in $p(t+1,y/x(t))$ verjetnost, da je izhod na koncu $t+1$ faze y, če je bil vhod $x(t)$. Označimo pričakovano vrednost redčenja $u(x(t))$ v $t+1$ fazi z $u(t,y/x(t))$:

$$\int_y^\infty (Y-y)p(t+1,Y/x(t))dY = u(t,y/x(t))$$

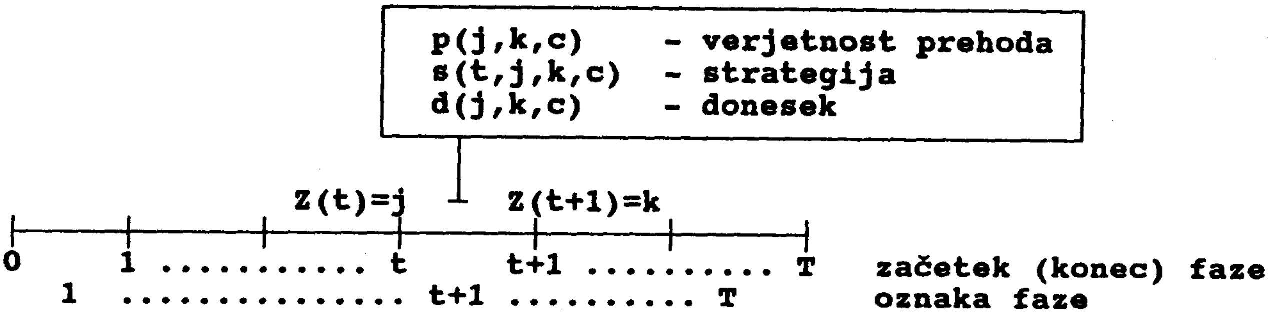
Vsota vseh pričakovanih redčenj od prve do vključno $t+1$ faze je $U(t+1,y)$: $U(t+1,y) = U(x(t)) + u(t,y/x(t))$. Celotna lesna zaloga, ki bi jo pri tem lahko dosegli v vseh $t+1$ fazah, pa je $R(t+1,y/x(t))$: $R(t+1,y/x(t))= p(t+1,y/x(t))p(t,x(t))(U(t+1,y)+y)$.

Želimo doseči optimalno celotno lesno zalogo, torej bomo razmišljali takole: za konkreten, s pomočjo rastne funkcije izbran y, obstoji končna množica diskretnih vrednosti za x(t), ki jih proces (2) ob različnih verjetnostih p(t+1,y/x(t)) in različnih redčenjih u(t,y/x(t)) prevede v y (slika 2). V smislu rekurzijske enačbe (3) poiščemo tisto vrednost x(t), recimo ji x(t)*, ki nam daje pri dani vrednosti y v vseh t+1 fazah maksi malno lesno zalogo R(t+1,y): $R(t+1,y) = \max_{x(t)} R\,(t+1,y/x(t))$

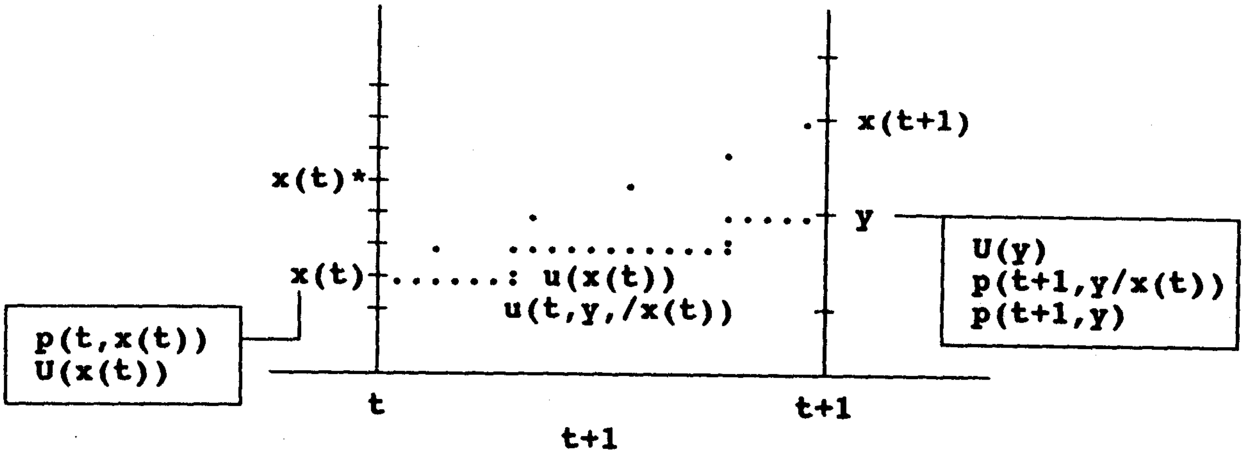
Ko dobimo x(t)*, lahko izračunamo p(t+1,y) in U(y):

$p(t+1,y) = p(t+1,y/x(t)^*)\,p(t,x(t)^*)$

$U(y) = u(t+1,y/x(t)^*) + U(x(t)^*)$, kjer je U(y) vsota vseh optimalnih redčenj od prve do vključno t+1 faze. V opisanem postopku je odprto še vprašanje določanja pogojnih verjetnosti p(t+1,y/x(t)). Določimo jih z domnevo, da se slučajna spremenljivka Y porazdeljuje normalno s povprečno vrednostjo, ki jo ocenimo z lesno zalogo, ki bi jo na koncu t+1 faze dosegli, če bi imeli na začetku te faze lesno zalogo x(t) in bi bila rast deterministična, podana z rastno krivuljo. Standardni odklon pa bi ocenili s pomočjo podatkov o deterministični rasti kot standardno napako normalne lesne zaloge.



Slika 1 t+1 faza stohastičnega procesa.



Slika 2 Lesna zaloga t+1 faze

2.4 Prehod sistema iz obstoječega stanja v novo stanje, množica možnih strategij in množica doneskov

V času t, (t=0,1,2,...,T-1), to je na začetku t+1 faze je naš sistem, gozd, v stanju Z(t), na koncu te faze pa v stanju Z(t+1) (slika 1). Predpostavimo, da je stanje Z(t+1) odvisno le od stanja Z(t), nič pa od stanj Z(t-1), Z(t-2),... (sistem brez zakasnitve). Pri prehodu iz stanja Z(t) v stanje Z(t+1) nas zanimajo verjetnosti za ta prehod in strategije, s katerimi lahko od zunaj vplivamo na stanje Z(t) in s tem na prehod. Če poenostavljeno označimo stanje Z(t)=j in Z(t+1)=k, je verjetnost za prehod iz stanja j v stanje k, (j,k=1,2,...,N):
P(Z(t+1)=k/Z(t)=j)=p(j,k,t+1,t).
Ker pa bomo v nadaljnjem še postavili domnevo, da je naš sistem časovno invarianten, velja: p(j,k,t+1,t) = p(j,k).
Sistem je časovno invarianten kadar stanje sistema Z(t+1) ni odvisno od lege t in t+1, pač pa le od razlike t - (t+1), to je od dolžine faze. V našem modelu so vse faze enako dolge, zato imamo v vsaki fazi opravka z istimi verjetnostmi p(j,k). Vse verjetnosti p(j,k) sestavljajo za (j,k=1,2,...,N) stohastično matriko.

Na prehod sistema iz stanja Z(t)=j v stanje Z(t+1)=k lahko vplivamo tudi od zunaj z izvajanjem strategij kot so na primer: gozd prepustimo naravi, redčimo, naredimo golosek, pogozdujemo, itd. Množica vseh možnih strategij je v vsaki fazi končna in jo označimo kot s(t,j,k,c) (slika 1), kjer je (c=1,2,...,C) in C število vseh možnih strategij. Ker strategije v času t in v stanju Z(t) niso med seboj združljive, lahko v vsaki fazi uporabimo na sistemu s stanjem Z(t)=j le eno izmed njih. Izbrana strategija s(t,j,k,c) v stanju Z(t)=j pa vpliva tudi na verjetnost prehoda, zato je: p(j,k) = p(j,k,c) (slika 1). Kar zadeva prehodne verjetnosti p(j,k,c) pa predlagamo, da jih določimo na temelju opazovanj in z uporabo metode za dobivanje cenilk, imenovane metoda največjega verjetja (SMALTSCHINSKI 1986).

Prehod sistema iz stanja Z(t)=j v stanje Z(t+1)=k ob izbrani strategiji s(t,j,k,c) ima za posledico donesek, ki je odvisen od obstoječega stanja Z(t) in izbrane strategije s(t,j,k,c). Označimo ga z d(j,k,c) (slika 1) in predstavlja slučajno spremenljivko. Verjetnost za nastop doneska je p(j,k,c). V našem realnem sistemu, gozdu, je donesek merilo za uspešnost gospodarjenja z gozdom in ga v našem modelu merimo le z ekonomskimi kazalniki, in sicer kot vrednost lesne mase na panju. Glede na to, da je gozd kompliciran ekološko-ekonomski sistem, in da ima poleg lesne funkcije še celo vrsto splošnokoristnih funkcij, bi bilo potrebno upoštevati v donesku tudi te, kar pa je izredno zahtevna naloga. Različni avtorji priporočajo v ta namen številne metodologije. Mi predlagamo za ocenjevanje doneskov, v katerih bi upoštevali vrsto splošnokoristnih funkcij gozda, Bernoullijevo metodologijo (BAMBERG et al. 1985).

3 DOLOČITEV OPTIMALNE STRATEGIJE ZA UPRAVLJANJE GOZDA

Zaporedje optimalnih strategij s(t,j,k,c) za (t=0,1,...,T-1) in (c=1,2,...,C) poiščemo tako, da optimiramo vsoto pričakovanih doneskov v vseh t+1 fazah. Vzemimo, da je sistem v stanju Z(t+1)=k. Če s S(t+1,k) označimo optimalno vsoto pričakovanih doneskov v vseh t+1 fazah, velja po Bellmanovem principu optimalnosti:

$$S(t+1,k) = \max_{c} \left(\sum_{j=1}^{N} p(j,k,c)\,(d(j,k,c) + S(t,j)) \right) \qquad (4)$$

$$t=0,1,\ldots,T\text{-}1;\ k=1,2,\ldots,N$$

Z uporabo rekurzijske enačbe (4) dobimo v vsaki fazi t, (t=1,2,...,T) in za vsako stanje k, (k=1,2,...,N) strategijo s(t,j,k,c), ki nam omogoča optimalno vsoto pričakovanih doneskov. Kot je običajno pri Bellmanovem principu optimalnosti je S(0,k)=0. Če v stanju Z(t)=j izberemo strategijo s(t,j,k,c) in označimo z q(k,c) pričakovani donesek faze t+1, je:

$$q(k,c) = \sum_{j=1}^{N} p(j,k,c)\,d(j,k,c)$$ in enačba (4) se glasi:

$$S(t+1,k) = \max_{c} \left(q(k,c) + \sum_{j=1}^{N} p(j,k,c)\,S(t,j) \right) \qquad (5)$$

V našem sistemu imamo veliko število možnih stanj, strategij in faz, zato je uporaba formule (5) računsko zahtevna. Za skrajšanje računskega postopka predlagamo iteracijski algoritem. Vzemimo, da v (5) poznamo optimalno strategijo za fazo t+1, kar pomeni, da je znana s(t,j,k,c), oziroma c in da se enačba (5) glasi:

$$S(t+1,k) = q(k) + \sum_{j=1}^{N} p(j,k)S(t,j) \qquad (6)$$

Izkaže se (HOWARD 1960), da je pri dovolj velikem t, graf S(t+1,k) za vsak k premica. Te premice so med seboj vzporedne in enako oddaljene. Pri velikem številu faz in homogenem stohastičnem procesu verjetnosti prehodov limitirajo h konstantni vrednosti (HOWARD 1960), zato predstavlja smerni koeficient premic S(t+1,k) povprečni pričakovani donesek v fazi t+1. Označimo ga s Q in S(t+1,k) zapišimo:

$$S(t+1,k) = Q\,(t+1) + S(k) \tag{7}$$

kjer je k=1,2,...,N in S(k) konstantni faktor linearne funkcije.
Če vstavimo (7) v (6) dobimo:

$$Q\,(t+1) + S(k) = q\,(k) + \sum_{j=1}^{N} p\,(j,k)(Q\,t + S(j)),$$

ki nam po preureditvi da:

$$Q + S\,(k) = q\,(k) + \sum_{j=1}^{N} p\,(j,k)\,S(j) \qquad k=1,2,...,N \tag{8}$$

Iteracijski postopek za reševanje problema zapisanega v obliki (5) pa je naslednji: predpostavimo, da je S(N) = 0 in da za vsa možna stanja k poznamo optimalne strategije. Pri njih določimo q(k) in p(j,k). Iz (8), ki nam predstavlja N linearnih enačb za N neznank, izračunamo Q, S(1), ... , S(N-1). Te nato vstavimo v (5), kjer za S(t,j) upoštevamo (7). Tako dobimo za vsak k novo strategijo. Pri njih je povprečni pričakovani donesek v fazi t+1 večji. Te nove strategije vnesemo v (8) in ponovno izračunamo Q, S(1), ...,S(N-1). Postopek ponavljamo dokler je z izbiro novih odločitev možno povečevati povprečni pričakovani donesek. Zadnja strategija v tem postopku nam za vsako stanje k, (k=1,2,...,N) predstavlja optimalno strategijo v fazi t+1, (t=0,1,...,T-1). Pripomniti pa moramo, da je pri tem iteracijskem postopku za iskanje optimalnih gozdnogojitvenih strategij potrebno upoštevati strategije, ki smo jih že izbrali po optimizacijskem algoritmu opisanem v poglavju 2.3.

4 SKLEP

Opisani model je kompleksen, metodološko kot tudi računsko zapleten, kar nas sicer ne preseneča, saj smo ga priredili zapletenemu biološko-ekonomskemu sistemu, gozdu, ki je obnovljiv naravni vir in hkrati še izpostavljen nepredvidljivim zunanjim vplivom. Kljub temu, da smo v kriterialni funkciji predvideli le lesno zalogo, smo v modelu ustregli zahtevi, da morajo biti temeljne strategije za razvoj gozda izbrane v skladu z načelom trajnosti, načelom proizvodne varnosti in varnosti splošnokoristnih funkcij gozda ter načelom gospodarnosti (GAŠPERŠIČ 1988). Vse te zahteve se namreč izražajo deloma v kriterialni funkciji modela, deloma pa v ciljnem stanju. Postopek oblikovanja temeljnih strategij za usmerjanje razvoja gozda namreč sloni na informacijah o sedanjem, deloma tudi o preteklih stanjih gozda, in na zamisli ciljnega stanja. To mora biti definirano v skladu z vsemi ekološko-ekonomskimi zahtevami in v modelu služi kot pomembna orientacija. Zavedati pa se moramo, da tudi zamisel o ciljnem stanju ni nekaj stalnega. Prav s tem pa že postavljamo zahteve po adaptivnosti v modelu. Naš model je odprt tudi za vključevanje mehanizmov adaptivnosti (ZADNIK STIRN 1986).

Model ima gotovo svojo teoretično vrednost, saj tako kompleksnega stohastičnega modela za iskanje strategij, po katerih upravljamo gozd optimalno, v obstoječi literaturi nismo zasledili. Vzrok, da je kot metodologija pri oblikovanju modela izbrano stohastično programiranje in ne deterministično ali heuristično, je v naravi gozda. V njem ni absolutno determiniranih pojavov, ki ne bi vsebovali nobenih elementov slučajnosti, kot tudi ne povsem slučajnih pojavov, ki ne bi vsebovali nobenih determiniranih zakonitosti. Nekatere karakteristike gozda se namreč spreminjajo tudi neslučajno. Zato uporaba stohastičnih modelov v gozdarstvu ni modna muha, ali posnemanje strokovnjakov s področja biometrike in ekonometrike, pač pa nuja. Stohastični modeli so v primerjavi z determinističnimi v informacijskem pogledu tudi bogatejši, imajo pa v primerjavi z njimi to slabost, da zahtevajo mnogo več vhodnih informacij. Kot trdi NEUJMIN (1991), predstavlja zbiranje in obdelava vhodnih informacij pri stohastičnih modelih že samostojno raziskovalno nalogo. Glede na to trditev pa učinkovitost opisanega modela pri njegovi uporabi v gozdarstvu ni odvisna le od modela samega, pač pa v veliki meri tudi od količine in kvalitete vhodnih informacij. V sklopu raziskovalnega dela na oddelku za gozdarstvo Biotehniške fakultete v Ljubljani razvijamo ta model že nekaj let. Pripravljamo raziskovalno nalogo, katere sprejetje bi omogočilo nadaljnje izpopolnjevanje tega modela, predvsem v smeri njegove aplikacije, kar bi modelu dalo tudi uporabno vrednost.

5. SUMMARY

The forest has to be managed with the aim to achieve prescribed objectives by the use of selected silvicultural strategies. To assist the search for optimal strategies, a stochastic model based on the theory of discrete stochastic programming is presented.

In the model the time horizon of a forest process is made discrete, that is, it is divided into phases t of the same length. The number of phases is T, (t= 1,2,...,T). The forest is presented as a discrete system in time. In the beginning of the phase t+1, the state of the system, Z(t), is defined as a set of all properties of the system. At any given time, there is a finite number of, let us say, N states. Timber growing stock is of great importance in the decision making process. Therefore it is presented as a special stochastic element of the model. As timber growing stock is in the centre of attention, the production function of the forest is most important in the model. Because this function of the forest is more easily quantified than many other, though no less important, forest functions, this is the only function considered in the model. However the model is designed in such a way that other functions can be included as well. As growth is of stochastic nature, the problem of determining timber growing stock at time t, is presented as a multistage optimization

problem at each stage t at which we search for an optimal management strategy. To solve this problem, algorithms of discrete stochastic programming with risk are used.

In the transition of the system from state Z(t) = j to the state Z(t+1) = k, (Fig. 1), the focus is placed on the probabilities for such a transition and on strategies, by the use of which the transition can be regulated from the outside. Due to the supposition that the system is invariant in time and without delay, the same probabilities p(j,k), which constitute a stochastic matrix, are considered at each phase. The set of all strategies s(t,j,k,c) is finite in each phase t. At each phase t only one strategy can be used. The selected strategy affects p(j,k) = p(j,k,c). The probabilities are determined by observations and by the use of likelihood method. The transition of the system from the state Z(t) = j to the state Z(t+1) = k with the selected strategy s(t,j,k,c), at the probability p(j,k,c), results in the yield d(j,k,c), which constitutes the value of timber growing stock in the model. If other forest functions are evaluated as well, it is suggested that yield be estimated by the use of Bernoulli's methodology. The sequence of optimal strategies s(t,j,k,c) for (t=1,2,...,T) is usually determined by the algorithm called Bellman's principle of optimality by optimizing the total of expected yields in all phases. This mathematical procedure is complicated, as the model involves a number of phases, states and decisions. Optimization algorithm is simplified by the use of an iterative method. This is based on the fact that, if t is high enough, probabilities converge to a constant value and that the graph of optimal amounts of expected yields is a straight line.

Although the model is designed to evaluate only timber growing stock, it complies with all the principles of forest management. The procedure for the determination of basic forest strategies is based on information of the present forest state and on objectives to be achieved. The latter have been defined in accord with economic and ecological requirements. The model is designed in such a way that adaptations of transition states may be easily included in it.

To simplify the model, a number of assumptions are used. Nevertheless, the model approaches the real problem to a greater extent than other models of this kind by considering the fact that a forest process can not be clearly defined as it is of stochastic character. The model has theoretical value as it appears to be the first comprehensive stochastic model designed for the determination of a starategy by which forest can be optimally managed. The efficient application of the model, however, depends on the quality of input data required by the model.

6 REFERENCE

AMIDON,E.,AKIN,G., 1968. Dynamic programming to determine optimum levels of growing stock. For.Sci.14,s.287-291.

ATKINSON,W.A., 1974. Simulation and mathematical programming in the control of forest tree nursery operations. University of California, Berkeley, CA.

BAMBERG,G.,COENENBERG,A.G., 1985. Betriebswirtschaftliche Entscheidungslehre. Vahlen Verlag, Muenchen.

BARE,B.B.,BRIGGS,D.G.,SCHREUDER,G.F., 1984. A survey of system analysis models in forestry and the forest products industries. Eur.J.Oper.Res.18,s.1-18.

GAŠPERŠIČ,F., 1988. Izpopolnjevanje gozdnogospodarskega načrtovanja v Sloveniji. BF, odd. za gozdarstvo, Ljubljana.

HASSLER,C.C.,DISNEY,R.L.,SINCLAIR,S.A., 1988. A discrete state continouos parameter Markov process approach to timber harvesting system analysis. For.Sci.34,s.276-291.

HEAPS,T.,NEHER,P.A., 1979.The economics of forestry when the rate of the harvest is constrained. J.Environ.Econ.Manage.6,s.297-319.

HOOL,J.N., 1966. A dynamic programming Markov chain approach to forest production control. For.Sci.Monogr.12.

HOWARD,R.A., 1960. Dynamic programming and Markov process. John Wiley, London.

MITROVIĆ,S., 1988. Prilog matematičkom predstavljanju veza elemenata rastenja. Šumarstvo 5-6,s.67-72.

NEUJMIN,J.G., 1991. Modeli v znanosti in tehniki, prevod F. Gašperšič. BF, odd. za gozdarstvo, Ljubljana.

RIITTERS,K.,BRODIE,J.D.,HANN,D.W., 1982. Dynamic programming for optimization of timber production. For.Sci.28,s.517-526.

SCHREUDER,G.F., 1971. The simultaneous determination of optimal thinning schedule and rotation for even-aged forest. For.Sci.17,s.333-338.

SMALTSCHINSKI,T., 1986. Markov-Ketten zur Beschreibung von Schadzustand und Schadentwicklung der Hauptbaumarten Bayerns. Allg.Forst.-u.J.- Ztg.157,s.200-203.

SUZUKI,T., 1984. A gentan probability, a model for the improvement of the normal forest concept and of forest planning. Proc. of IUFRO Symp., Univ. of Tokyo, Tokyo,s.12-24.

TAKEUCHI,K., 1981. A mathematical expression for volume growth of a thinned stand. Proc.of IUFRO Symp.,Univ.of Kyoto,Kyoto,s.124-129.

VADNAL,A.,KOTAR,M.,ZADNIK-STIRN,L.,GAŠPERŠIČ,F., 1983. Uporaba rastnik funkcij v gozdarstvu. Zbornik gozdarstva in lesarstva, Ljubljana, 23,s.149-178.

ZADNIK STIRN,L., 1986. Matematični model za optimalno upravljanje gozdnogospodarskega območja. BF,odd.za gozdarstvo, Ljubljana, Znan. in strok. dela 91.

ZADNIK STIRN,L., 1987. Stohastični proces v gozdarstvu. Zbornik radova SYM-OP-IS'87, FON, Beograd,s.1033-1039.

ZADNIK STIRN,L., 1990. Adaptive dynamic model for optimal forest management. For.Ecol.Manage.31,s.167-188.