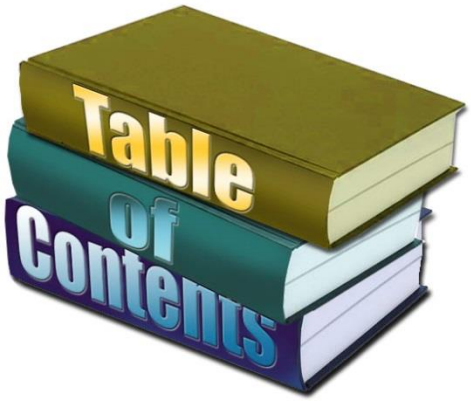
OSNOVE UMETNE INTELIGENCE

2018/19

učenje dreves iz šumnih podatkov

manjkajoči atributi

Pregled

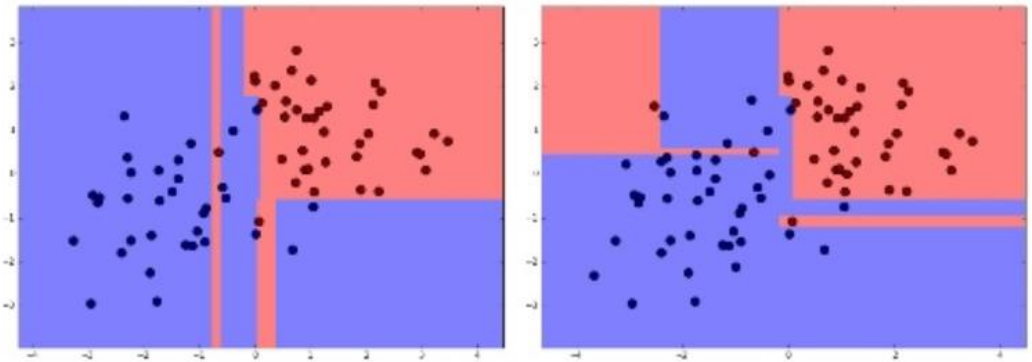


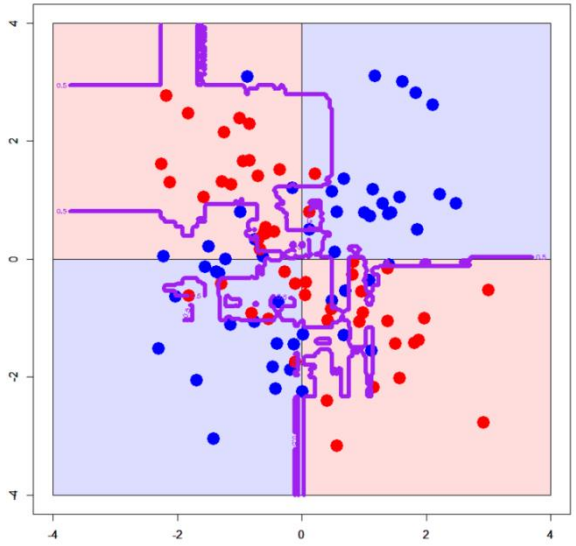
- strojno učenje
  - uvod v strojno učenje
  - učenje odločitvenih dreves
  - učenje dreves iz šumnih podatkov (rezanje dreves)
  - manjkajoči atributi

Učenje dreves iz šumnih podatkov

- vir: nepopolni podatki, napake v učnih primerih
- težave:
  - učenje šuma in ne dejanske (skrite) funkcije, ki generira podatke
  - pretirano prilagajanje vodi v velika drevesa
  - slaba razumljivost dreves
  - posledica: nižja klasifikacijska točnost na novih podatkih

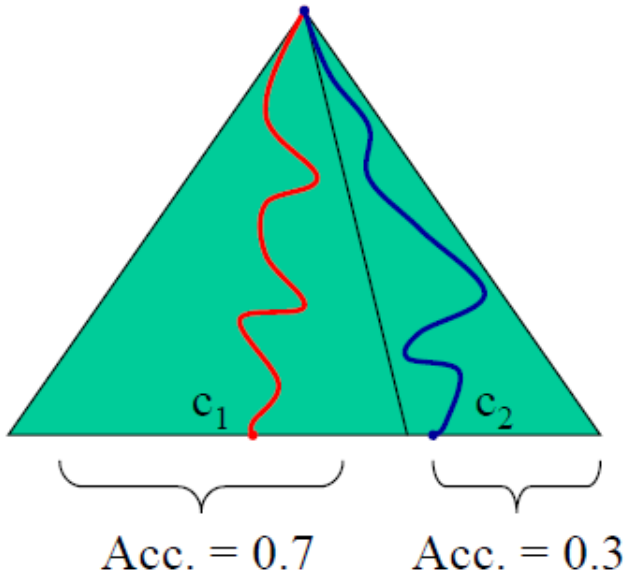
- rešitev: rezanje odločitvenega drevesa





Rezanje odločitvenih dreves

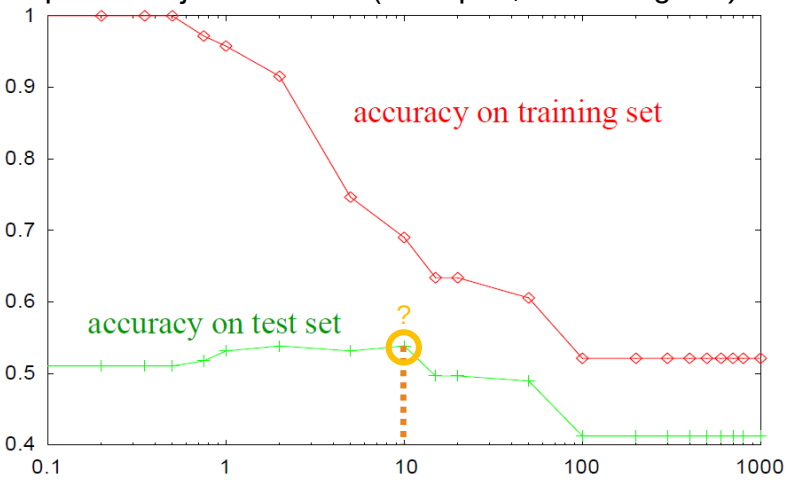
- premislek: nižji deli drevesa (bližji listom) predstavljajo večje lokalno prilagajanje učnim podatkom, ki so lahko posledica šuma
- ideja: odstranimo (režemo) spodnje dele drevesa, da dosežemo boljšo posplošitev naučenega drevesa (in klasifikacijsko točnost na nevidenih podatkih)
- primer nizke točnosti drevesa pri skrajnem primeru pretiranega prilagajanja:
  - dva razreda, c_1 in c_2, $p(c_1) = 0{,}7$, $p(c_2) = 0{,}3$
  - privzeta točnost (točnost večinskega razreda) = $0{,}7$
  - drevo, zgrajeno do konca (en primer v vsakem listu)
  - pričakovana točnost: $0{,}7 \times 0{,}7 + 0{,}3 \times 0{,}3 = 0{,}58$ (manj kot privzeta točnost!)



Rezanje odločitvenih dreves

- cilj: maksimiziraj pričakovano točnost (minimiziraj pričakovano napako) drevesa
- vprašanja:
  - kako to doseči,
  - kje rezati,
  - kombinatorično število možnih porezanih dreves
- primeri:

vpliv rezanja na točnost (B. Zupan, domena glass)

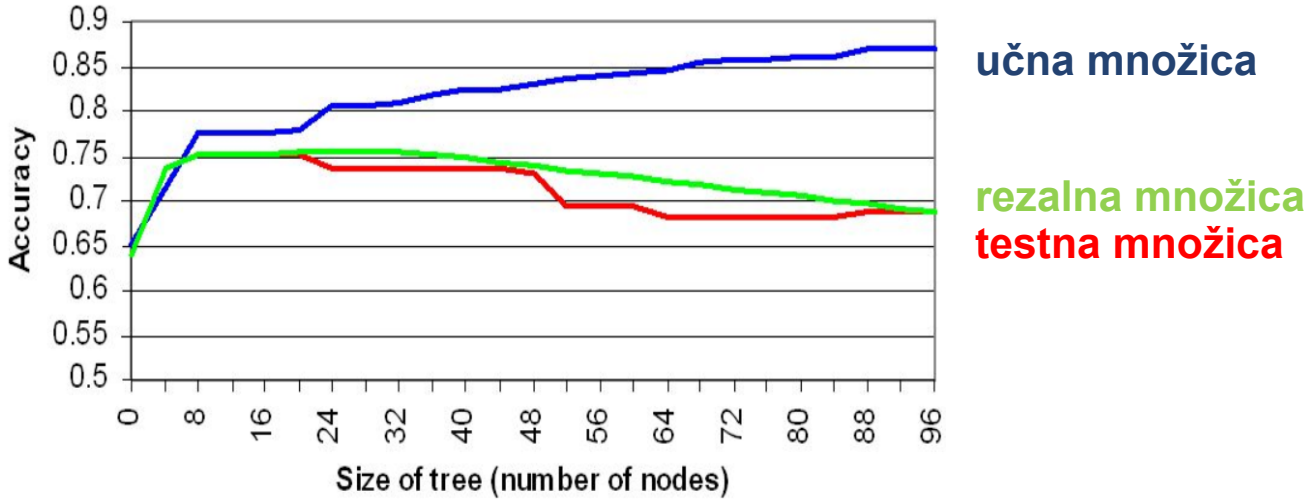


primer iz prakse: lociranje primarnega tumorja (domena *Primary tumor*

	Klas. točnost
Pretirano pril. drevo (150 vozlišč)	41%
Porezano drevo (15 vozlišč)	45%
Privzeta točnost	24,7%
Zdravniki	42%

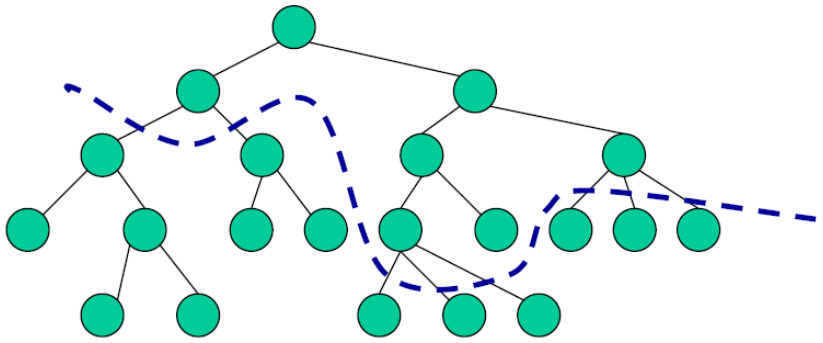
Rezalna množica

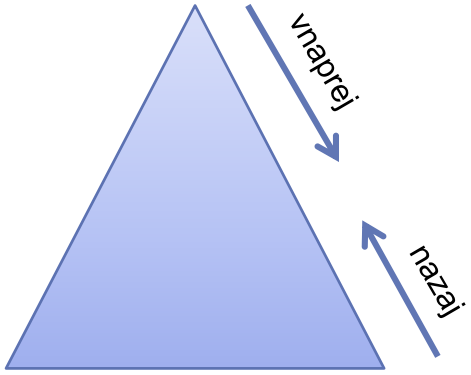
- ocenjevanje točnosti poddrevesa pri rezanju:
  - na učnih podatkih
  - na posebni množici testnih primerov (rezalna množica, validacijska množica) - če imamo dovolj podatkov (ostane manj podatkov za gradnjo)
- tipična delitev podatkov
  - učna množica (70%): od tega množica za gradnjo (growing set) 70% in rezalna množica (pruning set) 30%
  - testna množica (30%)



Strategije rezanja

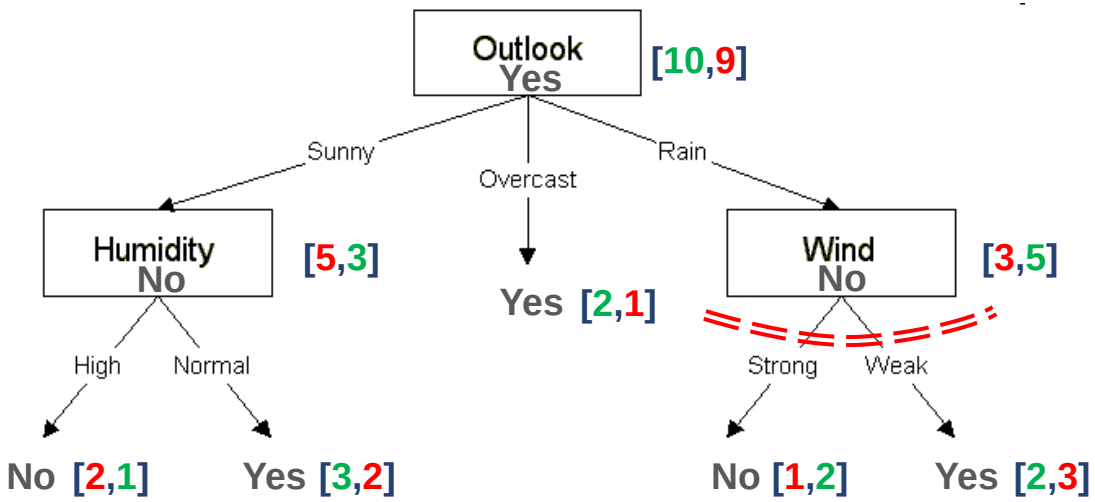
- **rezanje vnaprej** (angl. *forward pruning, pre-stopping*): uporaba dodatnega kriterija za zaustavitev gradnje grevesa glede na obseg šuma (na podlagi: števila primerov, večinski razred, smiselnost delitve v poddrevesa glede na informacijski prispevek itd.)
  - hitrejše
  - kratkovidno, upošteva samo zgornji del drevesa
- **rezanje nazaj** (angl. *post-pruning*): rezanje, ki po gradnji celotnega drevesa, odstrani manj zanesljive dele drevesa (opisujejo šum, zgrajeni iz manj podatkov in z manj informativnimi atributi)
  - počasneje, oblika post-procesiranja
  - upošteva informacijo iz celega drevesa
  - pristopa:
    - rezanje z zmanjševanjem napake (reduced error pruning, REP)
    - rezanje z minimizacijo napake (minimal error pruning, MEP)

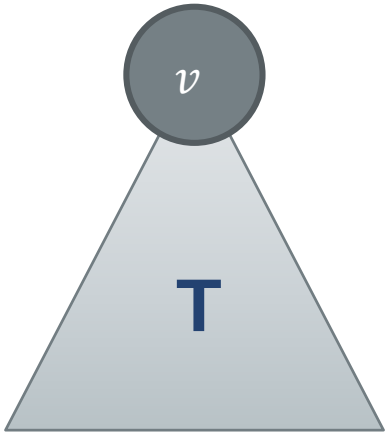




Rezanje z zmanjševanjem napake

- angl. *reduced error pruning* (REP)
- uporablja rezalno množico, potrebna primerna velikost za zanesljivost
- postopek:
  - potuj od listov navzgor (prični s starši listov)
  - za vsako notranje vozlišče v izračunaj dobitek rezanja:
    št. napačnih klasifikacij v drevesu T – št. napačnih klasifikacij v vozlišču v
  - če je dobitek pozitiven, obreži in nadaljuj postopek s staršem
    sicer ustavi postopek

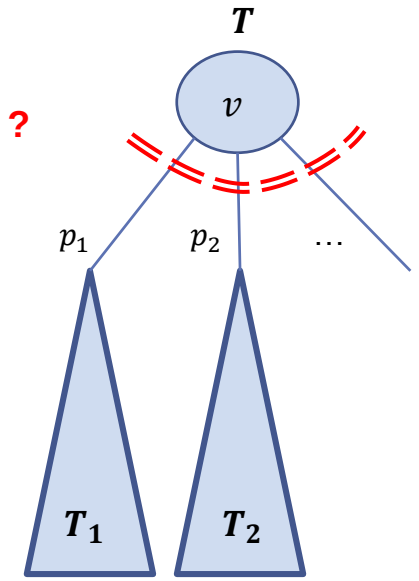




Rezanje z minimizacijo napake

- angl. *minimal error pruning* (MEP) (Niblett in Bratko, 1986; Cestnik in Bratko, 1991)
- uporablja množico za gradnjo drevesa (in ne ločene rezalne množice)
- cilj: poreži drevo tako, da je ocenjena klasifikacijska točnost maksimalna (napaka minimalna)
- za vozlišče v izračunamo:
  - **statično napako** (verjetnost klasifikacije v napačen razred)
    $e(v) = p(razred \neq C|v)$, C je večinski razred v v
  - **vzvratno napako** (angl. *backed-up error*)
    $\sum_i p_i E(T_i) = p_1 E(T_1) + p_2 E(T_2) + \cdots$

- režemo, če je **statična napaka manjša od vzvratne napake**
- **napaka optimalno obrezanega drevesa** je torej
  $E(T) = \min(e(v), \sum_i p_i E(T_i))$
  $E(T) = e(v)$, če je v list



Ocenjevanje verjetnosti

- kako oceniti statično napako v vozlišču v?
- primeri uporabe relativne frekvence (N – št. primerov v vozlišču, n – št. primerov, ki pripadajo večinskemu razredu C):
  - $N = 1, n = 1$ → točnost=100%
  - $N = 2, n = 1$ → točnost= 50% ? (samo z enim dodatnim primerom)
- težave:
  - potrebujemo oceno verjetnosti, ki je stabilna tudi pri manjšem številu primerov
  - smiselno je, da ocena verjetnosti upošteva tudi **apriorno verjetnost** (verjetnost, ki jo poznamo o problemu – npr. 50% za izid meta kovanca)

Ocenjevanje verjetnosti

boljši oceni verjetnosti:

- **Laplaceova ocena verjetnosti:**

$$p = \frac{n+1}{N+k}$$

n – št. primerov, ki pripadajo razredu C,
N – št. vseh primerov
k – št. vseh razredov

- k je problematičen parameter; ocena ne upošteva apriorne verjetnosti

- **m-ocena verjetnosti**

delež upoštevanja apriorne verjetnosti

delež upoštevanja relativne frekvence

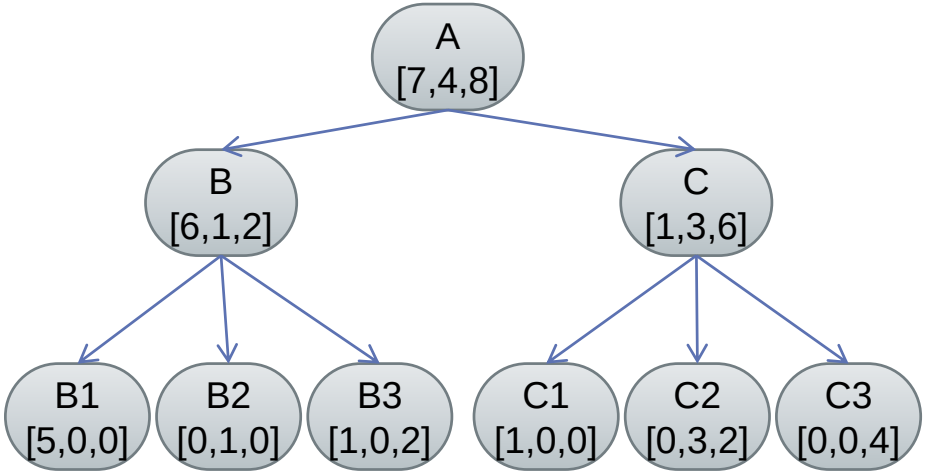
$$p = \frac{n + p_a m}{N + m} = p_a \cdot \frac{m}{N+m} + \frac{n}{N} \cdot \frac{N}{N+m}$$

p_a – apriorna verjetnost razreda C
m – parameter ocene (vpliva na delež upoštevanja apriorne verjetnosti)

- malo šuma – majhen m – malo rezanja / veliko šuma – velik m – veliko rezanja
- posplošitev Laplaceove ocene za $m = k$ in $p_a = 1/k$

Vaja

- primer: Bratko: Prolog Programming for AI
- Podano je odločitveno drevo za klasifikacijo v tri razrede (x, y in z) z naslednjimi apriornimi verjetnostmi razredov: $p_a(x) = 0{,}4$, $p_a(y) = 0{,}3$, $p_a(z) = 0{,}3$. Številke v oglatih oklepajih $[x, y, z]$ predstavljajo frekvence primerov v vozlišču, ki pripadajo ustreznim razredom. Obreži drevo s postopkom MEP in vrednostjo $m = 8$.



$E(T) = \min(e(v), \sum_i p_i E(T_i))$
$E(T) = e(v)$, če je v list

Vaja

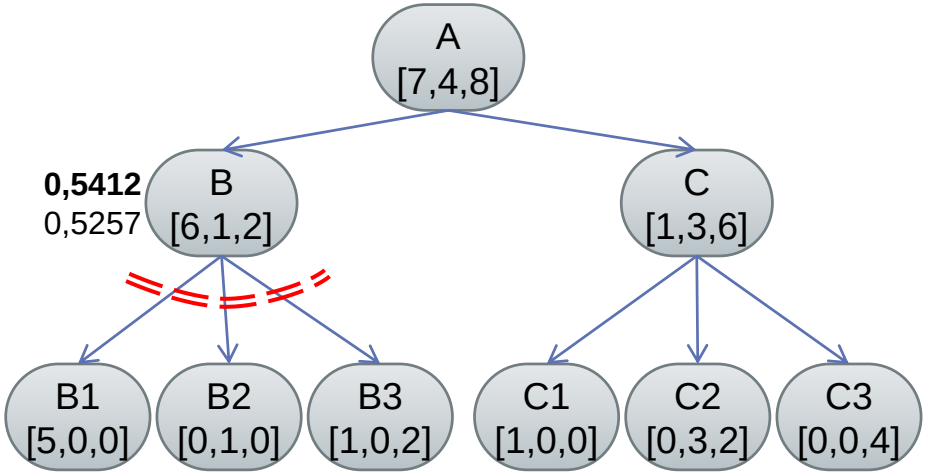
- klasifikacijske točnosti v listih B1, B2 in B3:

$$p(x|B1) = \frac{n+m\cdot p_a(x)}{N+m} = \frac{5+8\cdot 0{,}4}{5+8} = 0{,}6308$$

$$p(y|B2) = \frac{1+8\cdot 0{,}3}{1+8} = 0{,}3778$$

$$p(z|B3) = \frac{2+8\cdot 0{,}3}{3+8} = 0{,}4$$

- vzvratna točnost v vozlišču B: $\frac{5}{9}\cdot 0{,}6308 + \frac{1}{9}\cdot 0{,}3778 + \frac{3}{9}\cdot 0{,}4 = 0{,}5257$
- statična točnost v vozlišču B:
  $p(x|B) = \frac{6+8\cdot 0{,}4}{9+8} = 0{,}5412$
- statična točnost je večja od vzvratne točnosti → porežemo
- nadaljujemo z vozliščema C in A ...



$E(T) = \min(e(v), \sum_i p_i E(T_i))$
$E(T) = e(v)$, če je v list

Vaja

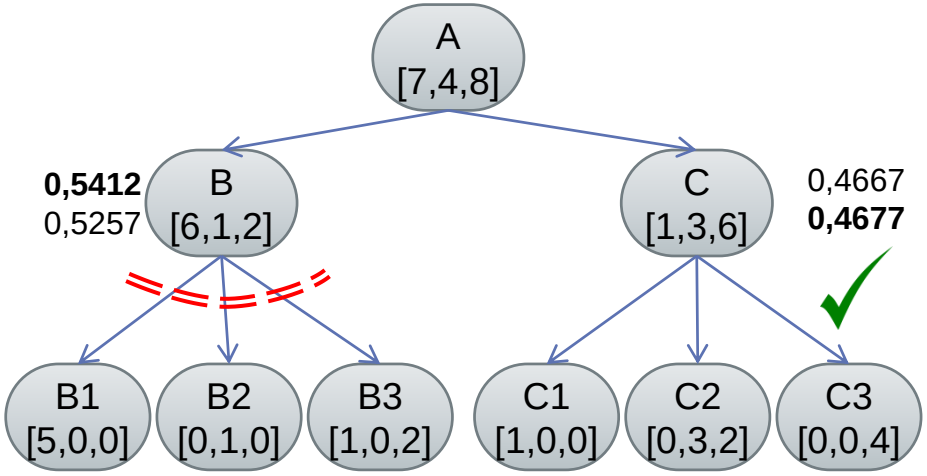
- klasifikacijske točnosti v listih C1, C2 in C3:

$$p(x|C1) = \frac{n+m\cdot p_a(x)}{N+m} = \frac{1+8\cdot 0{,}4}{1+8} = 0{,}4667$$

$$p(y|C2) = \frac{3+8\cdot 0{,}3}{5+8} = 0{,}4154$$

$$p(z|C3) = \frac{4+8\cdot 0{,}3}{4+8} = 0{,}5333$$

- vzvratna točnost v vozlišču C: $\frac{1}{10}\cdot 0{,}4667 + \frac{5}{10}\cdot 0{,}4154 + \frac{4}{10}\cdot 0{,}5444 = 0{,}4677$
- statična točnost v vozlišču C:
  $p(z|C) = \frac{6+8\cdot 0{,}3}{10+8} = 0{,}4667$
- vzvratna točnost je večja od statične točnosti → ne porežemo
- nadaljujemo z vozliščem A ...



$E(T) = \min(e(v), \sum_i p_i E(T_i))$
$E(T) = e(v)$, če je v list

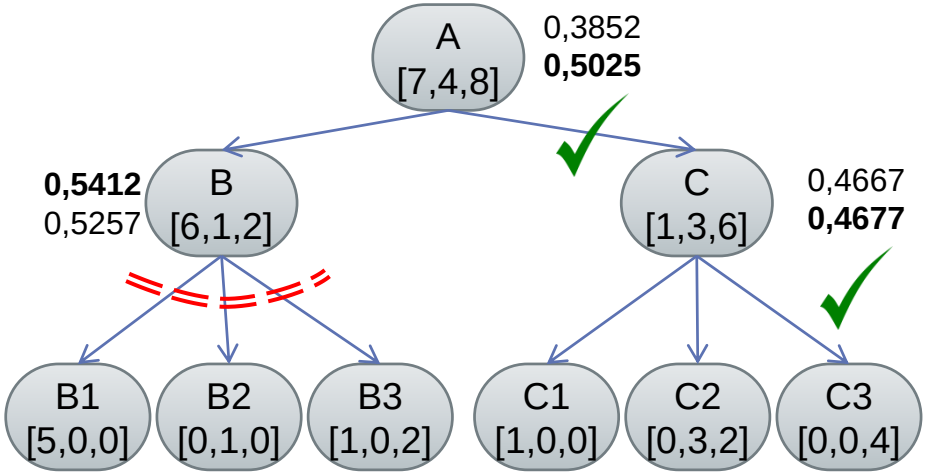
Vaja

- klasifikacijske točnosti v podrevesih s koreni v B in C:

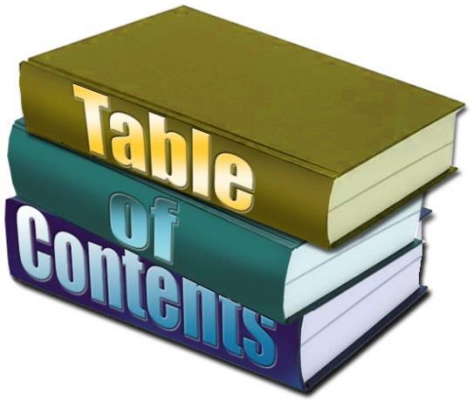
  $E(B) = \min(e(B), \sum_i p_i E(B_i)) = 0{,}5412$

  $E(C) = \min(e(C), \sum_i p_i E(C_i)) = 0{,}4677$

- vzvratna točnost v vozlišču A: $\frac{9}{19} \cdot 0{,}5412 + \frac{10}{19} \cdot 0{,}4677 = 0{,}5025$
- statična točnost v vozlišču A:
  $p(z|A) = \frac{8+8 \cdot 0{,}3}{19+8} = 0{,}3852$
- vzvratna točnost je večja od statične točnosti → ne porežemo



Pregled



- strojno učenje
  - uvod v strojno učenje
  - učenje odločitvenih dreves
  - učenje dreves iz šumnih podatkov (rezanje dreves)
  - manjkajoči atributi

Obravnava atributov

potrebno je nasloviti še naslednja problema:

	Variables			
Respondent	A	B	C	D
1	1	2	3	4
2	1	2	3	4
3	4	3	2	1
4	4	3	2	1
5	1	2		1
6		2	2	1
7	1	2	2	
8	1		2	1

- **manjkajoči podatki** v atributih:
  - ignorirati cele primere z neznanimi vrednostmi?
  - uporabiti vrednost NA/UNKNOWN?
  - nadomestiti manjkajočo vrednost (povprečna, najbolj pogosta, naključna, napovedana)
  - primer obravnavamo verjetnostno glede na vse možne vrednosti atributa (s tako utežjo lahko sodeluje pri gradnji modela in klasifikaciji)

- **obravnava numeričnih atributov**: običajno izvedemo diskretizacijo v dva (binarizacija) ali več diskretnih intervalov
  - intervali z enako frekvenco primerov (equal-frequency)
  - intervali enake širine (equal-width)
  - intervali, ki maksimizirajo informacijski dobitek


Regresijja,
ocenjevanje učenja