

Un algoritm pentru răspunsul la interogări

În cele ce urmează, ne propunem să stabilim un algoritm de calcul al probabilităților condiționate a posteriori ale variabilelor de interogare. Algoritmul găsit va fi de tip înlănțuire înapoi prin faptul că pleacă de la variabila de interogare și urmează drumurile de la acel nod până la nodurile dovezi. Datorită complicațiilor care se pot naște atunci când două drumuri diferite converg la același nod, algoritmul pe care îl vom prezenta se referă numai la *rețele unic conectate*, cunoscute și sub denumirea de **polyarbori**. Reamintim faptul că, în astfel de rețele, există cel mult un drum nedirecționat între oricare două noduri ale rețelei. Algoritmii pentru rețele generale, asupra cărora nu ne vom opri în cadrul restrâns al acestui curs, vor folosi algoritmii referitori la polyarbori ca principală subrutină.

Fig. 5.4 prezintă o rețea generică unic conectată. În această rețea nodul X are părinți $\mathbf{U} = U_1 \dots U_m$ și fii $\mathbf{Y} = Y_1 \dots Y_n$. Corespunzător fiecărui fiu și fiecărui părinte a fost desenat un dreptunghi care include toți descendenții nodului și toți strămoșii lui (cu excepția lui X). Proprietatea de *unică conectare* înseamnă că toate dreptunghiurile sunt disjuncte și că nu există legături care să le conecteze între ele. Se presupune că X este variabila de interogare și că există o mulțime E de variabile dovezi¹. Se urmărește calcularea probabilității condiționate

$$P(X | E)$$

¹ $E = \{E_X^-, E_X^+\} = \{U_1, \dots, U_m, Y_1, \dots, Y_n\}$, mulțime de variabile aleatoare discrete.

Aceasta rețea este partiționată în conformitate cu părinții și cu fiii variabilei de interogare X . Pentru a concepe un algoritm, va fi util să ne putem referi la diferite porțiuni ale dovezilor, astfel:

- E_X^+ reprezintă **suportul causal** pentru X - variabilele dovezi aflate "deasupra" lui X , care sunt conectate la X prin intermediul părinților săi.
- E_X^- reprezintă **suportul probatoriu** pentru X - variabilele dovezi aflate "dedesubtul" lui X și care sunt conectate la X prin intermediul fiilor săi.

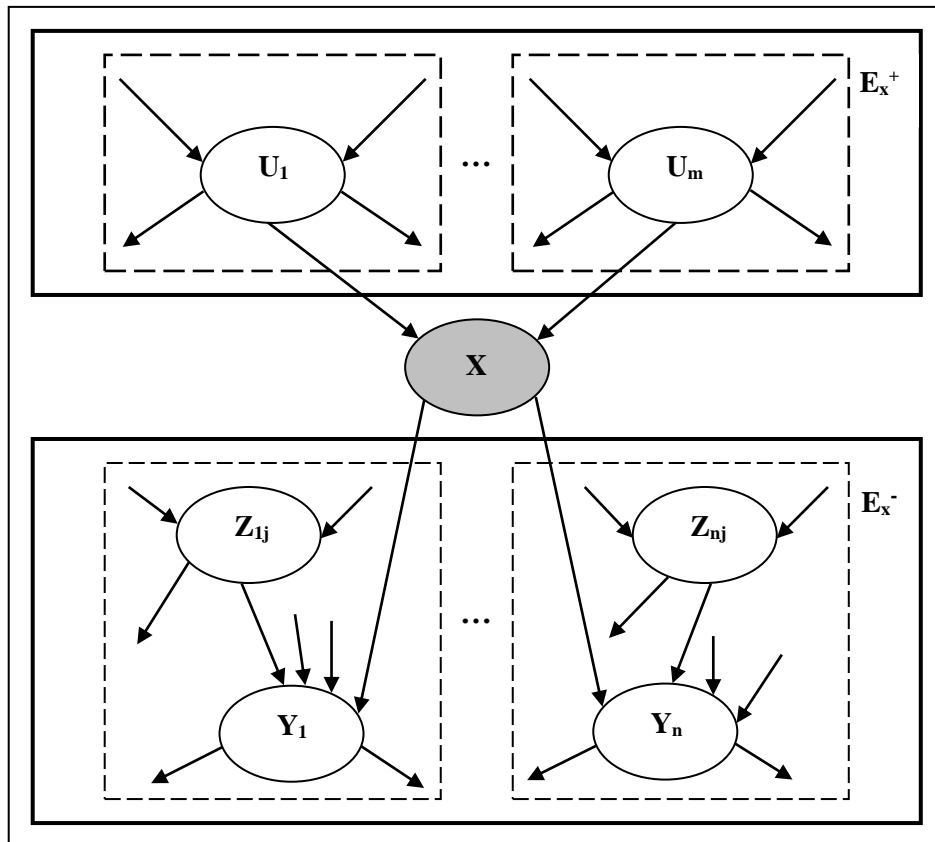


Fig. 5.4

Notăția $E_{U_i \setminus X}$ va fi folosită pentru a se face referire la toate dovezile conectate cu nodul U_i , mai puțin cele prin drumul de la X . Cu această ultimă notație, putem partiționa pe E_X^+ în $E_{U_1 \setminus X}, \dots, E_{U_m \setminus X}$ și deci putem exprima pe E_X^+ sub forma următoare:

$$E_X^+ = \bigcup_{i=1}^m E_{U_i \setminus X} \quad (1)$$

În mod similar, $E_{Y_i \setminus X}$ semnifică mulțimea tuturor dovezilor conectate la Y_i prin intermediul părinților săi, *cu excepția* lui X . Mulțimea E_X^- poate fi deci partiționată în mulțimile $E_{Y_1 \setminus X}, \dots, E_{Y_n \setminus X}$ și este de forma

$$E_X^- = \bigcup_{i=1}^n E_{Y_i \setminus X} \quad (2)$$

Se observă că mulțimea tuturor dovezilor E poate fi scrisă ca E_X (toate dovezile conectate la X) și ca $E_{X \setminus}$ (toate dovezile conectate la X , fără excepție).

Strategia generală pentru calculul lui $P(X|E)$ este atunci următoarea:

- Exprimă $P(X|E)$ în termenii contribuțiilor lui E_X^+ și E_X^- .
- Calculează contribuția mulțimii E_X^+ calculând efectul ei asupra părinților lui X și apoi transmițând acest efect lui X . (Calcularea efectului asupra fiecărui părinte al lui X este o secvență recursivă a problemei calculării efectului asupra lui X).
- Calculează contribuția mulțimii E_X^- calculând efectul ei asupra fiilor lui X și apoi transmițând acest efect lui X . (Calcularea

efectului asupra fiecărui fiu al lui X reprezintă o secvență recursivă a problemei calculării efectului asupra lui X).

Totalitatea dovezilor, E , constă din dovezile aflate "deasupra" lui X și din cele aflate "dedesubtul" lui X , întrucât s-a făcut presupunerea că X însuși nu se află în E . Prin urmare, avem

$$P(X | E) = P(X | E_X^-, E_X^+)$$

Pentru a separa contribuțiile lui E_X^+ și E_X^- , vom aplica versiunea condiționată a regulii lui Bayes, păstrând pe E_X^- ca dovadă fixată în fundal:

$$P(X | E_X^-, E_X^+) = \frac{P(X | E_X^+) P(E_X^- | X, E_X^+)}{P(E_X^- | E_X^+)}$$

Întrucât X d-separă în cadrul rețelei pe E_X^+ de E_X^- , putem folosi independența condiționată pentru a simplifica al doilea termen al numărătorului. De asemenea, putem trata $1/P(E_X^- | E_X^+)$ ca pe o constantă de normalizare, obținând:

$$P(X | E) = \alpha P(X | E_X^+) P(E_X^- | X) \quad (3)$$

Prin urmare, este necesar să calculăm cei doi termeni $P(X | E_X^+)$ și $P(E_X^- | X)$. Vom începe prin tratarea primului, care se calculează relativ ușor.

Vom calcula $P(X | E_X^+)$ luând în considerație toate configurațiile posibile ale părinților lui X , precum și cât de probabile sunt acestea fiind

dată mulțimea E_X^+ . În cazul fiecărei configurații date, probabilitatea lui X se cunoaște direct din tabelul probabilităților condiționate.

Fie \mathbf{U} vectorul părinților U_1, \dots, U_m și fie \mathbf{u} o atribuire de valori pentru aceștia². În calculele care urmează vom folosi faptul că $E_{U_i \setminus X}$ d-separă pe U_i de toate celelalte dovezi din E_X^+ . Ținând cont de acest fapt și de formula (1), obținem egalitatea:

$$P(\{U_i = u_i\} | E_X^+) = P(\{U_i = u_i\} | E_{U_i \setminus X}) \quad i = \overline{1, m} \quad (4)$$

Luând în considerație evenimentul sigur, putem exprima probabilitatea $P(X | E_X^+)$ sub următoarea formă:

$$P(X | E_X^+) = P\left(X \cap \bigcup_{(u_1, \dots, u_m)} \{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\} | E_X^+\right) \quad (5)$$

Întrucât membrul drept din (5) reprezintă probabilitatea unei reuniuni de mulțimi disjuncte, avem:

$$P(X | E_X^+) = \sum_{(u_1, \dots, u_m)} P(X \cap \{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\} | E_X^+) \quad (6)$$

Aplicând, în continuare, versiunea condiționată a formulei de înmulțire a probabilităților membrului drept din (6), obținem:

$$P(X | E_X^+) = \sum_{(u_1, \dots, u_m)} P(\{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\} | E_X^+) \cdot P(X | \{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\}, E_X^+) \quad (7)$$

² Spre exemplu, dacă există doi părinți Booleeni, U_1 și U_2 , atunci \mathbf{u} trece peste patru atribuiri posibile, dintre care una este [true, false].

Probabilitatea $P(\{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\} | E_X^+)$, care intervine în membrul drept al formulei (7), poate fi explicitată dacă se ține cont de independența variabilelor aleatoare U_1, \dots, U_m , precum și de faptul că $E_{U_i \setminus X}$ d-separă pe U_i de toate celelalte dovezi din E_X^+ , care a fost partiționat în $E_{U_1 \setminus X}, \dots, E_{U_m \setminus X}$. Întrucât U_1, \dots, U_m sunt independente,

$$P(\{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\} | E_X^+) = \prod_{i=1}^m P(\{U_i = u_i\} | E_X^+) \quad (8)$$

și, ținând cont de (1), avem:

$$\prod_{i=1}^m P(\{U_i = u_i\} | E_X^+) = \prod_{i=1}^m P(\{U_i = u_i\} | E_{U_i \setminus X}) \quad (9)$$

Cea de-a doua probabilitate condiționată care intervine în membrul drept al formulei (7) poate fi explicitată ținându-se cont de faptul că U d-separă pe X de E_X^+ :

$$P(X | \{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\}, E_X^+) = P(X | \{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\}) \quad (10)$$

Ținând cont de (7), (8), (9) și (10), obținem:

$$P(X | E_X^+) = \sum_{(u_1, \dots, u_m)} P(X | \{U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m\}) \prod_{i=1}^m P(\{U_i = u_i\} | E_{U_i \setminus X}) \quad (11)$$

Introducând expresia lui $P(X | E_X^+)$ dată de (11) în formula (3), rezultă:

$$P(X | E) = \alpha P(E_X^- | X) \sum_{\mathbf{u}} P(X | \mathbf{u}) \prod_{i=1}^m P(\{U_i = u_i\} | E_{U_i \setminus X}) \quad (12)$$

Ecuția (12) sugerează deja un algoritm. Astfel, $P(X | \mathbf{u})$ este repartiția lui X condiționată de realizarea $(U_1 = u_1, \dots, U_m = u_m)$. Valoarea acestei probabilități poate fi luată din tabelul de probabilități condiționate asociat

lui X . Calculul fiecărei probabilități $P(\{U_i = u_i\} | E_{U_i \setminus X})$ reprezintă o secvență recursivă a problemei inițiale, aceea de a calcula $P(X | E)$, adică $P(X | E_{X \setminus})$. Vom mai nota aici faptul că mulțimea variabilelor dovezi care intervin în apelarea recursivă reprezintă o submulțime a celor din apelarea inițială, ceea ce constituie un indiciu că procedura de calcul se va termina într-un număr finit de pași, ea reprezentând într-adevăr un algoritm.

În continuare ne propunem să calculăm probabilitatea $P(E_X^- | X)$, care intervine în formula (12), urmărind, în egală măsură, obținerea unei soluții recursive. – **CURSUL URMATOR, la sfârșitul căruia vom putea formula un algoritm pentru răspunsul la interogări.**

PARTEA A II-A

În continuare ne propunem să calculăm probabilitatea $P(E_X^- | X)$, care intervine în formula (12), urmărind, în egală măsură, obținerea unei soluții recursive.

$$P(X | E) = \alpha P(E_X^- | X) \sum_{\mathbf{u}} P(X | \mathbf{u}) \prod_{i=1}^m P(\{U_i = u_i\} | E_{U_i \setminus X}) \quad (12)$$

Întrucât $E_{Y_i \setminus X}$ d-separă pe Y_i de toate celelalte dovezi din E_X^- , rezultă independența dovezilor din fiecare "casetă Y_i " față de celelalte, condiționat de X . Forma lui E_X^- este cea dată de formula (2). Datorită independenței dovezilor de sub X avem:

$$P(E_X^- | X) = \prod_{i=1}^n P(E_{Y_i \setminus X} | X) \quad (1)$$

Fie \mathbf{Y} vectorul fiilor Y_1, \dots, Y_n și fie $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$ o realizare a acestuia. În cele ce urmează, vom ține cont de valorile fiilor lui $X, Y_i (i = \overline{1, n})$, dar va trebui să includem și părinții fiecărui Y_i . Fie \mathbf{Z}_i părinții lui Y_i , alții decât X și fie \mathbf{z}_i o atribuire de valori ale părinților. Luând în considerație evenimentul sigur $\bigcup_{y_i} \{Y_i = y_i\}$ și respectiv

$\bigcup_{z_i} \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}$, avem:

$$\begin{aligned} P(E_{Y_i \setminus X} | X) &= P\left(E_{Y_i \setminus X} \bigcap \bigcup_{y_i} \{Y_i = y_i\} \bigcap \bigcup_{z_i} \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X\right) = \\ &= \sum_{y_i} \sum_{z_i} P(E_{Y_i \setminus X}, \{Y_i = y_i\}, \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X) \end{aligned}$$

Aplicând, în formula anterioară, versiunea condiționată a formulei de înmulțire a probabilităților, obținem:

$$P(E_{Y_i \setminus X} | X) = \sum_{y_i} \sum_{\mathbf{z}_i} P(\{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X) P(E_{Y_i \setminus X} | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) \quad (2)$$

Mulțimea dovezilor $E_{Y_i \setminus X}$ reprezintă reuniunea a două submulțimi disjuncte și independente de variabile aleatoare:

$$E_{Y_i \setminus X} = E_{Y_i \setminus X}^+ \cup E_{Y_i}^-$$

Prin urmare, avem:

$$P(E_{Y_i \setminus X} | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) = P(E_{Y_i \setminus X}^+ | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) \cdot P(E_{Y_i}^- | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) \quad (3)$$

Dar $E_{Y_i}^-$ este o mulțime de variabile aleatoare independente de X și \mathbf{Z}_i , iar $E_{Y_i \setminus X}^+$ constituie o mulțime de variabile aleatoare independente de X și Y_i . În aceste condiții, repartițiile condiționate din (15) devin:

$$P(E_{Y_i \setminus X} | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) = P(E_{Y_i}^- | \{Y_i = y_i\}) \cdot P(E_{Y_i \setminus X}^+ | \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) \quad (4)$$

Cea de-a doua repartiție condiționată din membrul drept al lui (16) apare ca o repartiție a posteriori și poate fi exprimată cu formula lui Bayes (în versiune necondiționată):

$$P(E_{Y_i \setminus X}^+ | \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) = \frac{P(E_{Y_i \setminus X}^+) \cdot P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | E_{Y_i \setminus X}^+)}{P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})} \quad (5)$$

Introducând (17) în (16) obținem:

$$P(E_{Y_i \setminus X} | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) =$$

$$= P(E_{Y_i}^- | \{Y_i = y_i\}) \cdot \frac{P(E_{Y_i \setminus X}^+) P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | E_{Y_i \setminus X}^+)}{P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})} \quad (6)$$

Introducând acum expresia lui $P(E_{Y_i \setminus X} | X, \{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})$ dată de (18)

în formula (14), rezultă:

$$P(E_{Y_i \setminus X} | X) = \sum_{y_i} \sum_{\mathbf{z}_i} P(\{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X) \cdot P(E_{Y_i}^- | \{Y_i = y_i\}) \cdot \frac{P(E_{Y_i \setminus X}^+) P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | E_{Y_i \setminus X}^+)}{P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})} \quad (7)$$

Revenind acum la repartiția lui E_X^- condiționată de X , dată de formula (13) și luând în considerație (19), obținem:

$$P(E_X^- | X) = \prod_{i=1}^n \sum_{y_i} P(E_{Y_i}^- | \{Y_i = y_i\}) \sum_{\mathbf{z}_i} P(\{Y_i = y_i, \mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X) \cdot \frac{P(E_{Y_i \setminus X}^+) P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | E_{Y_i \setminus X}^+)}{P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})} \quad (8)$$

Aplicând în (20) versiunea condiționată a formulei de înmulțire a probabilităților, rezultă:

$$P(E_X^- | X) = \prod_{i=1}^n \sum_{y_i} P(E_{Y_i}^- | \{Y_i = y_i\}) \cdot \sum_{\mathbf{z}_i} \frac{P(E_{Y_i \setminus X}^+) P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | E_{Y_i \setminus X}^+)}{P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})} \cdot P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X) \cdot P(\{Y_i = y_i\} | X, \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\}) \quad (9)$$

Dar \mathbf{Z} și X sunt d-separate, ceea ce înseamnă că $P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | X) = P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})$. Putem, de asemenea, înlocui pe $P(E_{Y_i \setminus X}^+)$ cu o constantă de normalizare β_i . În aceste condiții, egalitatea (21) devine:

$$P(E_X^- | X) = \prod_{i=1}^n \sum_{y_i} P(E_{Y_i}^- | \{Y_i = y_i\}) \sum_{\mathbf{z}_i} \beta_i P(\{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\} | E_{Y_i \setminus X}^+) \cdot P(\{Y_i = y_i\} | X, \{\mathbf{Z}_i = \mathbf{z}_i\})$$

Combinând toți β_i într-o unică constantă de normalizare β și ținând cont de semnificația lui $E_{Y_i \setminus X}^+$, obținem:

$$P(E_X^- | X) = \beta \prod_i \sum_{y_i} P(E_{Y_i}^- | y_i) \sum_{\mathbf{z}_i} P(y_i | X, \mathbf{z}_i) \prod_j P(z_{ij} | E_{Z_{ij} \setminus Y_i}) \quad (10)$$

Se observă că fiecare dintre termenii expresiei finale date de (22) este ușor de evaluat:

- $P(E_{Y_i}^- | y_i)$ este o secvență recursivă a calculării lui $P(E_X^- | X)$;
- $P(y_i | X, \mathbf{z}_i)$ se citesc din tabelul de probabilități condiționate asociat lui Y_i ;
- $P(z_{ij} | E_{Z_{ij} \setminus Y_i})$ reprezintă o secvență recursivă a problemei inițiale, adică a calculării lui $P(X | E)$, mai precis a lui $P(X | E_{X \setminus})$.

Problema transformării acestor calcule într-un *algorithm* este relativ simplă. Vor fi necesare două subrutine de bază, care vor calcula $P(X | E_{X \setminus V})$ și respectiv $P(E_{X \setminus V}^- | X)$, unde prin V am notat variabila care desemnează dovezile exceptate atunci când sunt luate în considerație cele conectate la nodul X .

În Algoritmul 5.1 subrutina SUPORT-EXCEPT(X, V) calculează $P(X | E_{X \setminus V})$ folosind o generalizare a ecuației (12), în timp ce subrutina DOVEZI-EXCEPT(X, V) calculează $P(E_{X \setminus V}^- | X)$ folosind o generalizare a ecuației (22).

Pentru a simplifica prezentarea, se va presupune că rețeaua este fixată și deja "aprovizionată" cu dovezi, precum și că variabilele dovezi satisfac predicatul DOVEZI?. Probabilitățile $P(X|U)$, unde U reprezintă vectorul părinților lui X , sunt disponibile în tabelul de probabilități condiționate asociat lui X . Calculul expresiilor $\alpha...$ și $\beta...$ se face prin normalizare.

În general, un agent primește valori ale variabilelor dovezi prin intermediul senzorilor săi sau în urma unor raționamente și se interesează (întreabă) despre posibilele valori ale altor variabile, astfel încât să poată decide ce acțiune trebuie întreprinsă în continuare. Algoritmul 5.1 calculează distribuția de probabilitate condiționată pentru o variabilă de interogare dată. El reprezintă un algoritm de tip înlănțuire-înapoi pentru rezolvarea interogărilor probabiliste asupra unui polyarbore.

Algoritmul 5.1

function INTEROGARE-REȚEA(X) **return**

o distribuție de probabilitate a valorilor lui X

input: X , o variabilă aleatoare

SUPPORT-EXCEPT(X , nul)

function SUPPORT-EXCEPT(X, V) **return** $P(X | E_{X \setminus V})$

if DOVEZI ? (X) **then return** distribuția observată pentru X

else

calculează $P(E_{X \setminus V}^- | X) = \text{DOVEZI-EXCEPT}(X, V)$

$U \leftarrow \text{PĂRINȚI}[X]$

```

if  $\mathbf{U}$  este vid
    then return  $\alpha P(E_{X \setminus V}^- | X) P(X)$ 
else
    pentru fiecare  $U_i$  in  $\mathbf{U}$  do
        calculează și memorează  $P(U_i | E_{U_i \setminus X}) =$ 
             $= \text{SUPPORT-EXCEPT}(U_i, X)$ 
    return  $\alpha P(E_{X \setminus V}^- | X) \sum_{\mathbf{u}} P(X | \mathbf{u}) \prod_i P(U_i | E_{U_i \setminus X})$ 

function DOVEZI-EXCEPT ( $X, V$ ) return  $P(E_{X \setminus V}^- | X)$ 

 $\mathbf{Y} \leftarrow \text{FII}[X] - V$ 
if  $\mathbf{Y}$  este vid
    then return o repartiție uniformă
else
    pentru fiecare  $Y_i$  in  $\mathbf{Y}$  do
        calculează  $P(E_{Y_i}^- | y_i) = \text{DOVEZI-EXCEPT}(Y_i, \text{nul})$ 
         $\mathbf{Z}_i \leftarrow \text{PĂRINȚI}[Y_i] - X$ 
        pentru fiecare  $Z_{ij}$  in  $\mathbf{Z}_i$ 
            calculează  $P(Z_{ij} | E_{Z_{ij} \setminus Y_i}) =$ 
                 $= \text{SUPPORT-EXCEPT}(Z_{ij}, Y_i)$ 
    return  $\beta \prod_i \sum_{y_i} P(E_{Y_i}^- | y_i) \sum_{\mathbf{z}_i} P(y_i | X, \mathbf{z}_i) \prod_j P(z_{ij} | E_{Z_{ij} \setminus Y_i})$ 

```

□

Calculule efectuate de Algoritmul 5.1 presupun apeluri recursive care se extind de la X de-a lungul tuturor drumurilor din rețea. Recursivitatea se încheie atunci când sunt atinse noduri-dovezi, noduri-rădăcină (care nu au părinți) și noduri-frunză (care nu au fii). Fiecare apel recursiv exclude nodul de la care s-a produs apelul, astfel încât fiecare nod din arbore este tratat o singură dată. Prin urmare, algoritmul este liniar raportat la numărul de noduri ale rețelei. Algoritmul se comportă în acest fel deoarece rețeaua dată reprezintă un *polyarbore*. Dacă ar exista mai mult de un singur drum între o pereche de noduri, atunci fie procedurile recursive ar lua în calcul aceleași dovezi de mai multe ori, fie execuția nu s-ar încheia într-un număr finit de pași.

Algoritmul prezentat, de tip înlănțuire-înapoi, este cel mai simplu algoritm pentru *polyarbori*. Principalul neajuns al unui asemenea algoritm este acela că el calculează repartiția de probabilitate pentru o unică variabilă. Dacă se dorește determinarea repartițiilor a posteriori pentru toate variabilele care nu constituie variabile dovezi, atunci programul implementând Algoritmul 5.1 ar trebui executat pentru fiecare dintre acestea, ceea ce ar mări timpul de execuție. În acest caz este preferabilă o abordare de tip înlănțuire-înainte, care pleacă de la variabilele dovezi. În cazul unei contabilizări adecvate, calculele pot fi efectuate într-un timp liniar. Versiunea algoritmului care folosește înlănțuirea-înainte poate fi privită ca reprezentând o "propagare a mesajelor" prin rețea. Din această cauză implementarea pe calculatoare paralele este relativ simplă și pot fi făcute analogii interesante cu propagarea mesajelor între neuronii din creier.