УДК 681.3.06

ТЕХНОЛОГІЯ МОДЕЛЮВАННЯ НА ОСНОВІ НЕЧІТКИХ БАЙЄСІВСЬКИХ МЕРЕЖ ДОВІРИ

І.М. Парасюк, Ф.В. Костукевич

Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України,
03680, Київ-187, проспект Академіка Глушкова, 40, тел. 5266422,
e-mail: ivpar1@i.com.ua, felkost@gmail.com

Представлені основні компоненти інформаційної технології індуктивного моделювання причинно-наслідкових зв’язків в умовах невизначеності на основі нечітких байєсівських мереж довіри. Технологія побудована на основі органічного поєднання методів теорії мереж довіри та теорії нечітких множин. Представлені компоненти реалізують повний цикл імовірнісного оцінювання та прогнозування станів досліджуваних систем в умовах невизначеності, а також візуалізацію отриманих результатів.

The basic components of information technology of inductive design of causal relationships are presented in the conditions of uncertainty on the basis of fuzzy belief Bayesian network. Technology is built on the basis of organic combination of methods of theory of belief network and theory of fuzzy sets. The presented components will realize the complete cycle of probabilistic evaluation and prognostication of the states of the investigated systems in the conditions of uncertainty, and also visualization of the got results.

Вступ

Байєсівські мережі довіри в сукупності з методами їх аналізу, в основі яких лежать методи теорії ймовірностей, цілком заслужено належать до найбільш ефективних методів дослідження причинно-наслідкових зв’язків у складних системах в умовах невизначеності. Ці методи дозволяють діагностувати, прогнозувати стани систем та передбачити найбільш вірогідний результат процесу. Вони можуть стати ще більш потужними в плані здатності адекватного подання моделей, якщо в них використати можливості теоріі нечітких множин [1] для ймовірнісного оцінювання (певний позитивний досвід такого підходу є, наприклад [2] для аналізу та оцінювання байєсівських деревоподіних мереж з недетермінованими станами). За допомогою поєднання методів аналізу байєсівських мереж довіри та методів теорії нечітких множин авторами розроблені та представлені основні компоненти відповідної технології. Основний акцент зроблено на реалізацію функцій принципового характеру – комп’ютеризації процесів імовірнісного оцінювання, прогнозування станів досліджуваних систем на основі нечітких оцінок причинно-наслідкових зв’язків, прогнозування розповсюдження довіри над байєсівськими мережами, а також на візуалізацію отриманих результатів.

Механізм імовірнісного виведення на байєсівській мережі

Випадкові змінні або їх множини, тут і надалі, позначаються великими буквами, а їх окремі значення – малими буквами: $X=x$ означає, що змінна X набуває значення x, або, що вектор змінних $X=(X_1,\ldots,X_n)$ отримує вектор значень $x=(x_1,\ldots,x_n)$. Область визначення для X позначається $\mathrm{dom}(X)$; $\|X\|=|\mathrm{dom}(x)|$ визначає кількість можливих різних значень змінної X.

Якщо $X=(X_1,\ldots,X_n)$, тоді $\mathrm{dom}(X)$ є декартовим добутком (такий добуток називають простором станів, а його елементи – конфігураціями [3]) над областями визначення змінних у X, тобто $\|X\|=\prod_i \|X_i\|$.

Потенціал – це невід’ємна функція $\varphi:\mathrm{dom}(X)\rightarrow K$, де X – простір станів та K – множина значень потенціалу, яка визначена над простором станів $\mathrm{dom}(X)$. Для позначення потенціалів використовують грецькі букви (φ, ψ, ξ і т.д.), а області визначення потенціалу – нижній індекс (наприклад, φ_X означає, що потенціал визначений над dom(X)) або, записують dom(φ). Потенціал φ_X перетворюється в розподіл імовірностей над dom(X), тобто в P(X), в результаті його нормалізації. Нормалізований потенціал позначається $\eta(\varphi_X)$ та визначається формулою:

$$\eta(\varphi_x)=\frac{\varphi_x}{\sum_X \varphi_x}. \tag{1}$$

З формули (1) випливає, що $P(X)=\eta(\varphi_X)$.

Основною задачею під час здійснення виведення на основі ймовірнісних мереж є обчислення апостеріорних розподілів імовірностей у вигляді $\varphi(x|\varepsilon)$[3, 4], де ε – свідчення (тобто інформація), яке отримане з зовнішніх джерел у формі *правдоподібного розподілу* над станами змінної X. Такий правдоподібний розподіл називають функцією свідчень (або потенціал свідчень). На основі даного потенціалу свідчень ε_E, визначеного над підмножиною змінних $E\subseteq X\backslash X'$, апостеріорний спільний розподіл імовірностей обчислюється наступним чином:

$$P(X',\varepsilon)=\eta(\varphi(X',\varepsilon))=\eta(\sum_{X\backslash X'}(\varphi(X)\cdot\varepsilon_E)). \tag{2}$$

Апостеріорний умовний імовірнісний розподіл обчислюється за формулою

$$P(X' \mid \varepsilon) = \eta(\varphi(X' \mid \varepsilon)) = \eta\left(\frac{\varphi(X', \varepsilon)}{\sum_{X'} \varphi(X', \varepsilon)}\right) \tag{3}$$

Як відомо [3], байєсівська мережа (БМ) $N=(X, G, M)$ складається з:

1) ациклічного орієнтованого графа $G=(V, E)$ з вершинами $V=\{v_1,\dots,v_n\}$ та дугами $E=V\times V$ (рис. 1);

2) множини змінних $X = (X_{v_1},\dots,X_{v_n})$, елементи якої співставлені вершинам графа G, причому для кожної вершини мережі визначений потенціал $\varphi_{v_i}(X_{v_i})$, де $i=1,\dots n$;

3) множина потенціалів $\boldsymbol{\Phi}=\{\varphi(X_{v_1} \mid X_{pa(v_1)}),\dots,\varphi(X_{v_n} \mid X_{pa(v_n)})\}$, де $X_{pa(v)}$ – батьківські змінні для змінної X_v (якщо для вершини v множина батьківських змінних порожня, тоді – $\varphi(X_v \mid X_{pa(v)}) = \varphi(X_v)$, таку вершину називають маргіналом).

Як показано в [1], множина розподілів умовних імовірностей P визначає представлення спільного розподілу імовірностей над X на основі ланцюгового правила у вигляді добутку множників:

$$\mathrm{P}(X) = \prod_{v\in V} \mathrm{P}(X_v \mid X_{pa(v)}) = \eta(\varphi(X_v \mid X_{pa(v)})). \tag{4}$$

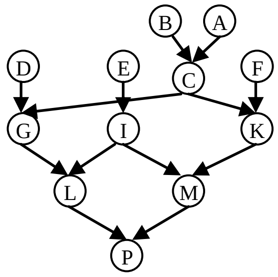


Рис. 1. Приклад фрагмента графа байєсівської мережі

Механізм обчислення апостеріорного маргінального значення $\varphi(X_i)$ на БМ побудований на послідовному вилученні (або виключенні, елімінації) випадкових змінних у такому порядку, щоб збільшити ефективність обчислень. Нехай змінна Y – це перша змінна, яку необхідно вилучити з розгляду, а $\Phi_Y \subseteq \Phi$ буде позначати підмножину потенціалів, які в своїй області визначення містять Y, тобто $\Phi_Y=\{\varphi\in\Phi \mid Y\in \mathrm{dom}(\varphi)\}$. Тоді $\Phi \backslash \Phi_Y$ – це множина потенціалів, які не містять Y у своїй області визначення. Нехай φ_Y – потенціал, отриманий з комбінації всіх потенціалів, що входять до множини Φ_Y, та з області визначення яких вилучено Y. Згідно [4], значення $\varphi(X_i)$ обчислюється за формулою:

$$\varphi(X_{\mathrm{i}}) = \sum_{Z\in X\backslash\{X_{\mathrm{i}}\}} \prod_{X_v\in X} \varphi(X_v \mid X_{pa(v)}) =$$
$$= \sum_{Z\in X\backslash\{X_i\}} \prod_{\varphi\in\Phi\backslash\Phi_Y} \varphi \prod_{\varphi'\in\Phi_Y} \varphi' = \sum_{Z\in X\backslash\{X_i\}} \prod_{\varphi\in\Phi\backslash\Phi_Y} \varphi \sum_{Y} \prod_{\varphi'\in\Phi_Y} \varphi' = \sum_{Z\in X\backslash\{X_i\}} \prod_{\varphi\in\Phi\backslash\Phi_Y} \varphi\varphi_Y = \tag{5}$$
$$= \sum_{Z\in X\backslash\{X_i\}} \varphi_Y \prod_{\varphi\in\Phi\backslash\Phi_Y} \varphi$$

Вираз (5) описує декомпозицію спільного розподілу імовірностей, визначеного над $X\backslash\{Y\}$. Ця декомпозиція за формою аналогічна до рівняння (4) та є добутком елементів множини $\Phi\backslash\Phi_Y\cup\{\varphi_Y\}$. Процес вилучення наступної змінної може продовжуватись тим самим способом, але вже над множиною $\Phi\backslash\Phi_Y\cup\{\varphi_Y\}$. Порядок, в якому змінні вилучаються, називається порядком вилучення (або елімінаційним порядком). Цей процес триває доти, доки не будуть отримані необхідні маргінальні значення потенціалу $\varphi(X_i)$.

Реалізація механізму ймовірнісного виведення на нечітких байєсівських мережах

Розв'язування задач моделювання на БМ має такі етапи:

• представлення нечіткої інформації потенціалами з розмитими оцінками станів для кожної вершини вхідної БМ;

• трансформування БМ у вторинну структуру даних – вузлове дерево (ВД) – з метою декомпозиції спільного розподілу імовірностей та подальшого виконання за черговими обчисленнями над підмножинами змінних БМ;

• виконання за черговими обчисленнями над підмножинами змінних БМ та глобального узгодження результатів цих обчислень на мережі за допомогою алгоритму розповсюдження довіри(АРД);

• обчислення апостеріорних розподілів розмитих оцінок станів кожної змінної БМ або обчислення найбільш імовірного розподілу станів для конкретного набору вхідних свідчень.

Потенціал з розмитими (або нечіткими) оцінками або, коротко, *розмитий потенціал* – це функція φ:dom(*X*) →K, де dom(*X*) – простір станів змінних БМ та К – множина розмитих оцінок.

Розмитою оцінкою стану змінної називається нечітке число, тобто нечітка множина $\tilde{A}$, яка визначена на множині дійсних чисел A⊂R, функція належності якої є неперервна μ:dom(A)→[0, 1] та задовольняє умовам [5]:

а) $\sup\limits_{x\in R}\mu_{\tilde{A}}(x)=1$, тобто нечітка множина нормалізована;

б) $\mu_{\tilde{A}}(\lambda x_1+(1-\lambda)x_2)\geq\min(\mu_{\tilde{A}}(x_1),\mathrm{m}_{\tilde{A}}(x_2))$, для довільних $x_1,x_2\in R$ та довільного $\lambda\in[0;1]$, тобто множина $\tilde{A}$ опукла.

Трикутним нечітким числом $\tilde{A}$ (рис. 2) з центром, лівою шириною γ>0 (лівий коефіцієнт нечіткості), правою шириною δ >0 (правий коефіцієнт нечіткості), називають нечітку множину $\tilde{A}$, функція належності якої має вигляд

$$\mu_{\tilde{A}}(x)=\begin{cases}1-\dfrac{a-x}{\gamma}, & \text{якщо } a-\gamma\leq x\leq a,\\ 1-\dfrac{x-a}{\delta}, & \text{якщо } a\leq x\leq a+\delta,\\ 0, & \text{інакше.}\end{cases} \tag{6}$$

Позначають трикутне число $\tilde{A}$=(a, γ, δ). Трикутне число $\tilde{A}$ з центром a відповідає нечіткій множині чисел, наближено рівних a, при цьому степінь «наближеності» визначається величинами γ та δ. Носієм трикутного числа $\tilde{A}$=(a, γ, δ) є інтервал (a–γ, a+ δ).

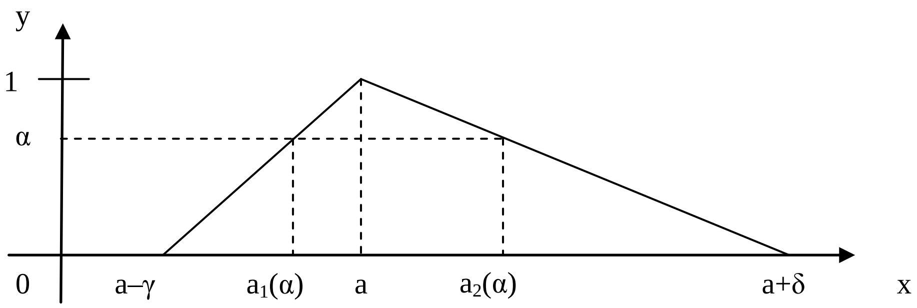


Рис. 2. Трикутне нечітке число

Трапецієвим нечітким числом $\tilde{A}$ (рис. 2) з інтервалом стійкості [a, b], лівою шириною γ>0 (лівий коефіцієнт нечіткості), правою шириною δ >0 (правий коефіцієнт нечіткості), називають нечітку множину $\tilde{A}$, функція належності якої має вигляд

$$\mu_{\tilde{A}}(x)=\begin{cases}1-\dfrac{a-x}{\gamma}, & \text{якщо } a-\gamma\leq x\leq a,\\ 1, & \text{якщо } a\leq x\leq b,\\ 1-\dfrac{x-a}{\delta}, & \text{якщо } b\leq x\leq b+\delta,\\ 0, & \text{інакше.}\end{cases} \tag{7}$$

Позначають трапецієве число $\tilde{A}$=(a, b, γ, δ) (рис. 3). Трапецієве число $\tilde{A}$ з інтервалом стійкості [a, b] відповідає нечіткій множині чисел, які наближено знаходяться в інтервалі [a, b], при цьому степінь «наближеності» визначається величинами γ та δ. Носієм трапецієвого числа $\tilde{A}$=(a, b, γ, δ) є інтервал (a–γ, b+ δ).

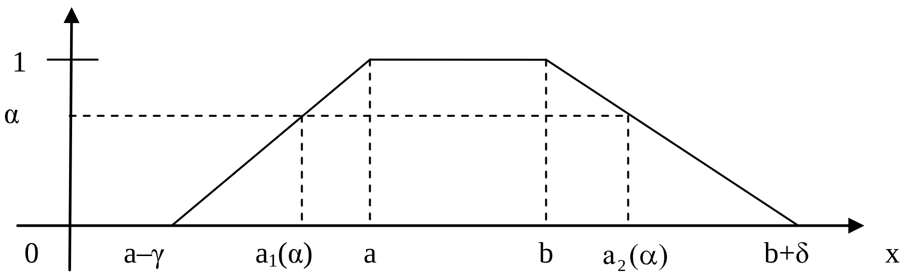


Рис. 3. Трапецієве нечітке число

Приклад 1. Нехай *A*, *B*, *C* – це змінні, кожна з яких може перебувати в одному з трьох чітких взаємонезалежних станів: *A*=(a1, a2, a3), *B* = (b1, b2 ,b3), *C* = (c1, c2, c3). Зв'язок між цими змінними графічно показано на рис. 1. На рис. 4 подані розмиті потенціали у вигляді таблиць, які представляють розподіл нечітких оцінок для відповідної змінної. Нечіткими оцінками конфігурацій є додатні трикутні числа. Потенціал для змінної *C* представляє собою розподіл умовних розмитих оцінок φ(*C*|*B*, *A*).

	A	Ліва межа	Права межа	Ліва ширина	Права ширина
1	a1	0,3	0,3	0,1	0,2
2	a2	0,4	0,4	0,4	0,3
3	a3	0,3	0,3	0,1	0,1

	B	Ліва межа	Права межа	Ліва ширина	Права ширина
1	b1	0,2	0,2	0,1	0,1
2	b2	0,3	0,3	0,2	0,2
3	b3	0,5	0,5	0,3	0,3

	C	A	B	Ліва межа	Права межа	Ліва ширина	Права ширина
1	c1	a1	b1	0,0358	0,0358	0,0179	0,63
2	c2	a1	b1	0,0304	0,0304	0,0152	0,9
3	c3	a1	b1	0,003	0,003	0,0015	0,37
4	c1	a2	b1	0,0335	0,0335	0,0167	0,41
—	—	—	—	—	—	—	—
24	c3	a2	b3	0,0144	0,0144	0,0072	0,64
25	c1	a3	b3	0,0289	0,0289	0,0144	0,99
26	c2	a3	b3	0,0038	0,0038	0,0019	0,26
27	c3	a3	b3	0,006	0,006	0,003	0,25

Рис. 4. Розмиті потенціали змінних *A, B, C*

Для потенціалів визначені операції: комбінація*, проекція (маргіналізація* [4, 3]) та ділення. Якщо φ та ψ – це потенціали, які визначені над dom(*X*), *X*⊆D, та dom(*Y*), *Y*⊆D, відповідно, і нехай z∈dom(*X*∪*Y*), *X*∪*Y*⊆D, буде деякою конфігурацією, тоді комбінація потенціалів φψ задається формулою:

$$(\varphi\psi)(z) = \varphi(z_X)\psi(z_Y)\,, \tag{8}$$

де z_X та z_Y є проекціями *z* на dom(*X*) та dom(*Y*) відповідно. Оскільки потенціали є розмитими, то оцінки відповідних конфігурацій перемножаються за формулами на основі обраного підходу [6]:

1) теоретико-множинного – $\mu_1\mu_2(z) = \min(\mu_1(z_X), \mu_2(z_Y))$, (9)

2) алгебраїчного: а) $\mu_1\mu_2(z) = \mu_1(z_X)\mu_2(z_Y) / \max(\mu_1(z_X)\mu_2(z_Y))$, (10)

де z_X та z_Y є проекціями *z* на dom(*X*) та dom(*Y*) відповідно. Наприклад, добуток потенціалів (приклад 1) на основі (10) – створює потенціал, показаний на рис. 5:

	A	B	C	Ліва межа	Права межа	Ліва ширина	Права шири
1	a1	b1	c1	0,00215	0,00215	0,00179	0,09772
2	a2	b1	c1	0,00268	0,00268	0,00268	0,09046
3	a3	b1	c1	0,00430	0,00430	0,00358	0,05830
4	a1	b2	c1	0,00686	0,00686	0,00610	0,03219
—	—	—	—	—	—	—	—
25	a1	b3	c3	0,01096	0,01096	0,00950	0,35828
26	a2	b3	c3	0,00288	0,00288	0,00288	0,36358
27	a3	b3	c3	0,00090	0,00090	0,00078	0,08102

Рис. 5. Добуток розмитих потенціалів змінних *A, B, C*

Проекція (маргінал) розмитого потенціалу $\varphi^{\downarrow X}$ обчислюється за формулами:

$$\varphi^{\downarrow X}(z_X) = \sum\nolimits_{z_Y \in \mathrm{dom}(\varphi)} \varphi(z_X, z_Y), \tag{11}$$

$$\varphi^{\downarrow X}(z_X) = \max_{z_Y \in \mathrm{dom}(\varphi)} \varphi(z_X, z_Y). \tag{12}$$

Наприклад, застосовуючи (11) до потенціалу φ(*C*|*B*, *A*) (приклад 1), отримаємо, що $\varphi^{\downarrow A}(C \mid B, A) = \varphi(A)$, а $\varphi^{\downarrow B}(C \mid B, A) = \varphi(B)$ (рис 4). Застосування операції max-маргіналізації над розмитим потенціалом дозволяє знаходити найбільш імовірну конфігурацію одразу для всіх змінних БМ, а застосування sum-маргіналізації – обчислити апостеріорний розподіл кожної змінної окремо.

Під час виконання операцій над потенціалами, виконуються відповідні дії над розмитими оцінками, згідно [6]:

1) під час sum-маргіналізації для розмитих оцінок $\mu_1(t)$ та $\mu_2(s)$ результатом буде розмита оцінка

$\mu(w) = = \sup_{w=t+s} \min(\mu_1(t), \mu_2(s))$, де *w, t, s* – чіткі числа;

2) під час *max-маргіналізації* для розмитих оцінок $\mu_1(t)$ та $\mu_2(s)$ результатом буде розмита оцінка $\mu(w) = = \sup_{w=\max(t,s)} \min(\mu_1(t), \mu_2(s))$, де *w, t, s* – чіткі числа.

Операція ділення для розмитих потенціалів виконується згідно

$$\varphi_1 \div \varphi_2(z) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } \varphi_1(z_X) = 0, \\ \varphi_1(z_X)/\varphi_2(z_Y), & \text{якщо } \varphi_2(z_Y) \neq 0, \\ 0, & \text{в інших випадках.} \end{cases} \tag{13}$$

Результатом операції ділення для розмитих оцінок є оцінка $(w) = \sup_{w=t/s} \min(\mu_1(t), \mu_2(s))$, де *w, t, s* – чіткі числа.

Згідно теореми Дюбуа – Прада [7], результатом операцій над трикутними та трапецієвими числами будуть також трикутні та трапецієві числа відповідно, якщо носії операндів не містять нуль (тобто операнди є одночасно додатними або від'ємними нечіткими числами).

Процес трансформації БМ [8] на основі модифікованого алгоритму трансформації, передбачає наступні етапи перетворень та побудову відповідних моделей:

1) створення морального графа – рис. 6 а, дуги БМ замінені ребрами, батьківські вершини зі спільним нащадком з'єднуються ребром (пунктирна лінія);

2) створення хордального графа та клік (повних підграфів) – рис. 6 б, вигляд хордального графа після елімінації вершин *A, B, C*, хордальні ребра позначені пунктиром;

3) утворення з'єднувального ВД, об'єднуючи кліки, за спеціальним алгоритмом, згідно з [6], рис. 6 в;

4) утворення елімінаційного ВД, вилучаючи кліки підмножини, згідно алгоритму з [8], рис. 6 г.

Використання ВД дозволяє розділити великі обсяги інформації на частини, виконати проміжні обчислення над цими частинами, враховуючи обмеженість комп’ютерних ресурсів, та об’єднати проміжні результати в кінцевий, який має практичну цінність для користувача.

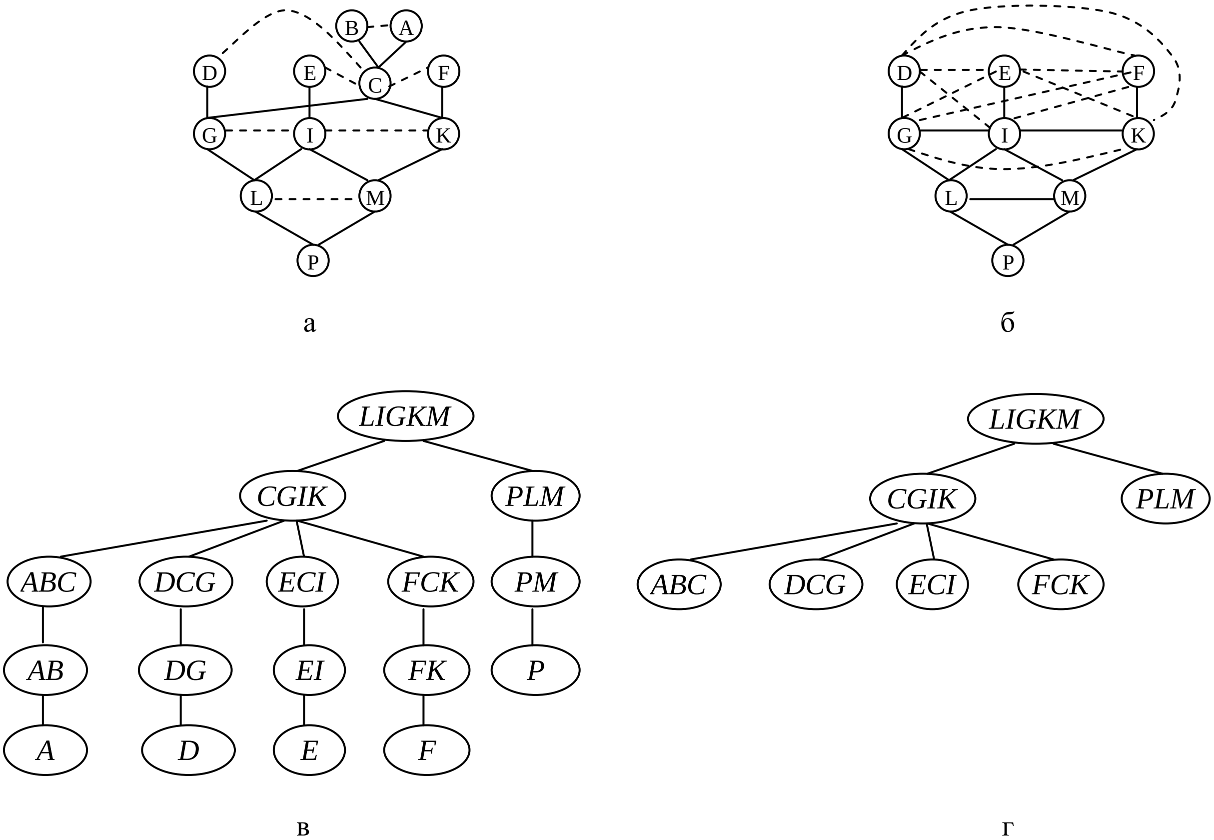


Рис. 6. Етапи трансформації БМ

Після створення ВД, кожна його вершина (кліка) ініціалізується розмитими потенціалами за наступним правилом: якщо область визначення потенціалу БМ є підмножиною області визначення потенціалу кліки, тоді ці потенціали комбінуються згідно (8). Потенціали клік, які не комбінувались з жодним потенціалом БМ, ініціалізуються значенням 1. З кожним ребром зв’язується потенціал, який називається сепаратором і в якого область визначення дорівнює перетину областей визначень двох сусідніх клік. Сепаратори ініціалізуються значенням 1. Наприклад, для кліки (*ABC*) (рис. 6 г) відбувається комбінація потенціалів $\varphi(C|A,B)$, $\varphi(A)$, $\varphi(B)$, тобто $\varphi(ABC)= \varphi(C|A,B)\bullet\varphi(A)\bullet\varphi(B)$ (рис. 5). Для ребра між кліками (*ABC*) та (*CGIK*) створюється сепаратор $\varphi(C)\equiv 1$. До ініціалізованого ВД застосовується АРД, в основі якого знаходиться процедура (алгоритм) обчислення значень потенціалу однієї кліки на основі значень потенціалу сусідніх клік (такі обчислення називаються *передачею інформації*, зокрема, нечіткої, між кліками). Розрізняють дві реалізації цієї процедури: алгоритм S-S (Shenoy-Shafer) та його різновид – алгоритм HUGIN.

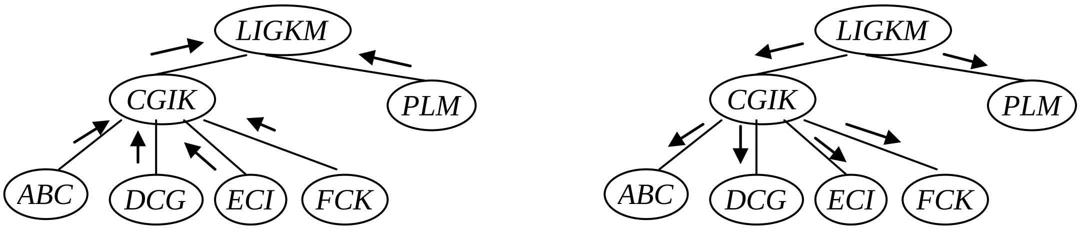
В роботі [4] описано, якщо процедура PASS_INFORMATION_S_S викликається з кліки C_i для кліки C_j. Тоді алгоритм S-S обчислює апостеріорний розподіл оцінок станів тих змінних, які входять до складу кліки C_i. Щоб обчислити апостеріорні розподіли для решти змінних, необхідно виконати процедуру PASS_INFORMATION_S_S в напрямку до інших клік. При цьому всі обчислення виконуються з тими значеннями розмитих потенціалів, які були отримані на етапі ініціалізації вузлового дерева. Остання умова означає, що процедура PASS_INFORMATION_S_S потребує під час виконання додаткової пам’яті для окремого збереження результатів проміжних обчислень у сепараторах або в кліках.

Інший алгоритм – алгоритм HUGIN є таким різновидом алгоритму S–S, який не потребує додаткової пам’яті, оскільки зберігає проміжні обчислення в розмитих потенціалах відповідних сепараторів та клік. Це досягається введенням операції діленням, згідно [5, 3], одного і того ж сепаратора: нове значення сепаратора, отримане під час передачі інформації з кліки C_i в кліку C_j, ділиться на старе значення, яке обчислено на попередньому кроці алгоритму розповсюдження під час передачі інформації з кліки C_j в кліку C_i.

Виконання АРД на БМ, поділяється на два етапи:

1) обчислення розмитого потенціалу однієї з клік ВД (обрану довільним чином кліку називають кореневою) на основі розмитих потенціалів решти клік ВД (рис. 7 а);

2) поширення обчислень на потенціали решти клік ВД, починаючи від кореневої кліки, обраної на етапі 1 (рис. 7 б).



а б

Рис. 7. Етапи виконання АРД (корінь ВД – (*LIGKM*))

Завершивши виконання АРД, застосовується операція sum-маргіналізації (11) до довільної кліки. Результатом застосування є імовірнісний розподіл для кожної змінної БМ. Якщо застосовується max-маргіналізація (12), тоді обчислюється найбільш імовірна конфігурація всіх змінних БМ. Наприклад, для БМ (рис. 1) за наявністю свідчень $A=a1$, $C=c2$ результат sum-маргіналізації, max-маргіналізації показані на рис. 8 а та 8 б, (як видно з рис. 10, найбільш імовірною апостеріорною конфігурацією є конфігурація $\{a1, b3, c2, d3, e3, f2, g3, i3, k2, l2, m2, p2\}$. В обох випадках для отримання кінцевого результату виконується дефузифікація розмитих оцінок на основі обчислення їх центра тяжіння, згідно [5].

	A	B	C	D	E	F	G	I	K	L	M	P
1	100,00	0,65	0,00	22,49	46,48	24,50	39,63	6,60	23,92	38,14	31,41	27,93
2	0,00	16,84	100,00	31,38	4,63	44,16	32,21	34,66	50,78	34,62	35,78	32,27
3	0,00	82,51	0,00	46,13	48,89	31,34	28,16	58,74	25,31	27,24	32,81	39,80

а

	A	B	C	D	E	F	G	I	K	L	M	P
1	100,00	0,78	0,00	85,32	91,86	79,07	91,86	9,43	58,99	85,02	85,02	68,84
2	0,00	20,41	100,00	74,00	5,66	100,00	83,37	91,86	100,00	100,00	100,00	84,24
3	0,00	100,00	0,00	100,00	100,00	85,02	100,00	100,00	85,02	71,65	75,67	100,00

б

Рис. 8. Результати розповсюдження довіри на БМ з розмитими потенціалами

Функціональна структура системи. Для автоматизації етапів імовірнісного оцінювання та прогнозування станів на БМ з розмитими оцінками – спроектовано та реалізовано програмну систему (рис. 9). Вона поєднує низку об'єктно-орієнтованих підсистем, кожна з яких є самостійною універсальною програмною одиницею та призначена для автоматизації окремих етапів трансформації та виконання алгоритму розповсюдження довіри. Кожна підсистема є уніфікованою, що дозволяє вносити конструктивні зміни в алгоритми, не модифікуючи при цьому решту частин системи.

В основі побудови системи знаходиться модельно-орієнтований підхід до обміну метаданими між підсистемами, згідно якого об'єктні моделі, що представляють собою специфічні метадані про складові БМ, будуються у відповідності з синтаксичними та семантичними специфікаціями всієї БМ. Структура класів системи поділяється на чотири шари: Основа, Ресурс, Механізм виведення, Управління.

Нижній шар системи – Основа – складається з класів, які підтримують специфікацію базових структурних елементів. Усі вони використовуються класами верхніх рівнів. До цього пакету входять класи, які представляють вершини БМ та ВД [5], дуги БМ та ребра ВД, розмиті потенціали вершин, індекси конфігурацій станів у потенціалах та вектори ключів для встановлення відповідності між областями визначення потенціалів, які комбінуються.

Другий шар системи – Ресурс – складається з класів, які використовуються для опису інформаційних джерел, представлених у форматі стандарту PMML[9]. Стандарт PMML (Predicted Model Markup Language) призначений для опису та обміну в уніфікованому вигляді побудованими моделями (у тому числі і БМ), використовуючи XML-документ. Під час виклику методу запису БМ у форматі PMML – перевіряються налаштування БМ на необхідність перетворення даних з внутрішнього формату системи на формат користувача. До перетворень, які можуть застосовуватись, належать дефузифікація, нормалізація, відображення дискретних значень з однієї шкали в іншу. Під час зчитування БМ в форматі PMML – перевіряються налаштування БМ на необхідність перетворення даних з формату користувача на внутрішній формат системи. Перетвореннями, які застосовують під час зчитування БМ, є дискретизація, фузифікація[6], нормалізація, відображення дискретних значень з однієї шкали в іншу.

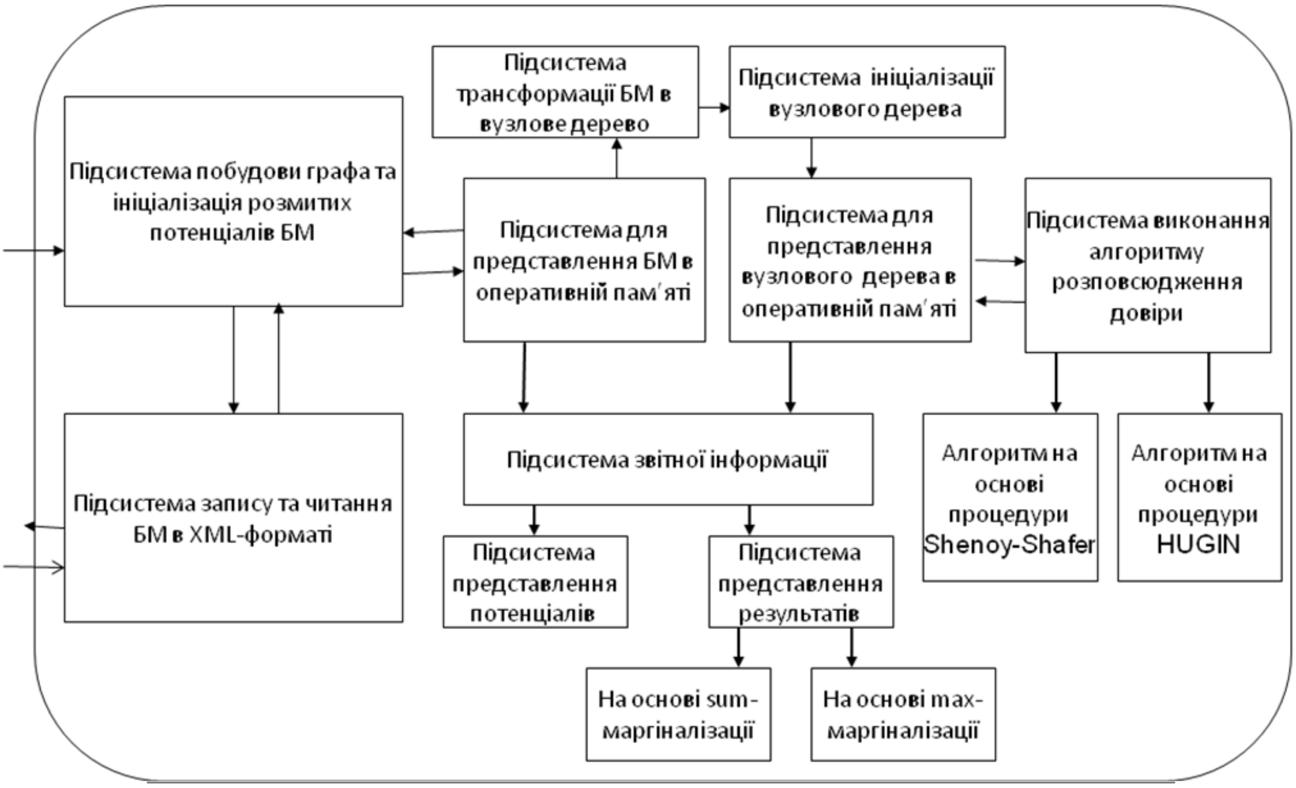


Рис. 9. Програмна система для автоматизації процесів імовірнісного оцінювання та прогнозування станів на БМ

Третій шар – Механізм виведення – складається з наступних пакетів: Трансформація, Алгоритм, Інформаційна Візуалізація (ІВ). Даний шар є основною частиною бізнес-логіки системи. Тому пакети Трансформація, Алгоритм та ІВ мають складну структуру. Пакет Трансформація концептуально об'єднує дві області: Модель; Налаштування. Пакет Модель – складається з класів, які представляють метадані, що описують набір вхідних атрибутів для побудови графа, процедури конструювання графів, результат відповідного етапу трансформації, процедури перевірки коректності моделі. Центральним класом пакета Алгоритм є АРД, який містить опис процедури розповсюдження довіри у ВД. Використовуючи налаштування (вид маргіналізації, наявність свідчень), які задаються користувачем, виконується алгоритм імовірнісного виведення.

Четвертий шар – Управління – складається з класів, які специфікують процеси контролю за завантаженням, збереженням та внесенням змін в структуру та числові параметри БМ.

Пакет ІВ складається з класів [10], які представляють метадані для інструментів візуалізації БМ та результатів виконання АРД: 1) класи, які представляють метадані для візуалізації БМ, ВД, таблиць потенціалів та результатів обчислень у вигляді діаграм; 2) клас опису вхідних параметрів візуалізації; 3) клас, який специфікує процедуру візуаізації зображення БМ та ВД.

Побудована система тестувалась на модельних БМ. Всі приклади, які наводяться в доповіді, виконані за допомогою цієї системи.

Висновок

Представлено новий підхід до імовірнісного оцінювання та прогнозування станів досліджуваних систем за умов невизначеності на основі нечітких байєсівських мереж. Органічне поєднання теорії розповсюдження довіри з теорією нечітких множин дозволило створити основні компоненти відповідної інформаційної технології індуктивного моделювання. Компоненти технології реалізують повний цикл імовірнісного виведення, а також візуалізацію отриманих результатів. Представлена технологія дозволяє обчислити апостеріорний спільний імовірнісний розподіл та знайти найбільш імовірну апостеріорну конфігурацію станів, використовуючи для цього операції над розмитими потенціалами: комбінацію та маргіналізацію (sum- та max-маргіналізацію). Відповідна програмна система дозволяє не тільки оптимізувати прогнозування станів складних систем, але й застосовувати різні стратегії виведення, порівнюючи їх результати для різних моделей одного процесу чи системи, а також формалізувати неточні знання про предметну область.

1. *Bellman R.E., Gierts M.* On the analitical formalism of theory of fuzzy sets."Inform. Sci.". – 1973. – Vol. 5. – N 2. – P .149–156.
2. *Верьовка О.В., Парасюк И.Н.* О распространении вероятностей в нечетких байесовских сетях с недетерминированными состояниiями// Кибернетика и системный анализ. – 2008. – № 6. – С. 153–169.
3. *Cowell R.G., Dawid A.P., Spiegelhalter D.J., Lauritzen S.L.* Probabilistic Networks and Expert Systems. – Springer–Verlag, New York, Inc., 1999. – 321 p.
4. *Uffe B.Kjaerulff, Anders L.Madsen* Bayesian Networks and Influence Diagrams. – Springer Science+Business Media, LLC. – 2008. – 318 p.
5. *Мациевский С. В*. Нечеткие множества: Учебное пособие. – Калининград: Изд-во КГУ, 2004. – 176 с.
6. *Кофман А.* Введение в теорию нечетких множеств. – М.: Радио и связь, 1982. – 432 с.
7. *Дюбуа Д., Прад А.* Теория возможностей. Приложение к представлению знаний в информатике: Пер. с франц. – М.: Радио и связь, 1990. – 288 с.
8. *Парасюк И.Н., Костукевич Ф.В.* Методы трансформации байесовской сети для построения узлового дерева и их модификация // Компютерная математика. – 2008. – № 1. – С. 70–80.
9. *PMML* 4.0 – General Structure of a PMML Document – http://www.dmg.org
10. *Парасюк И.Н., Костукевич Ф.В.* Подсистема трансформации байесовской сети с детерминированными состояниями // Проблеми програмування. – 2008. – № 2–3. – С. 361–366.