ПРО ЗАСТОСУВАННЯ БАЙЄСОВИХ МЕРЕЖ У ПРОСТИХ ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМАХ

Н.М. Міщенко, О.Д. Феліжанко, Н.М.Щоголева

Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, 03680, Київ-187, проспект Академіка Глушкова, 40, тел.: (044) 266-00-58, E-mail: nady@dolphin.icyb.kiev.ua

Представлено Байєсові мережі як зручну мову вираження причинно-наслідкових зв’язків у проблемних сферах. Пропонується застосовувати Байєсові мережі у персональних експертних системах для опису звя’зків між умовами праці у комп’ютерному середовищі та їх впливом на стан здоров’я користувачів. Описано методи визначення найімовірніших причин, які негативно впливають на стан здоров’я користувача, для вибору відповідних дій по знешкодженню цього впливу.

Bayesian networks of a simple topology as a convenient language for expressing domain knowledge about causal relationship are presented. Bayesian networks can be used in personal expert system for expressing casual relationships between unhealthy conditions of computer environment and the state of user’s health. Methods used to find the causes of highest posterior probability given the evidence of consequences and to choose the actions to prevent the user from unhealthy influence of computers are discussed.

Вступ

Серед інструментальних засобів побудови експертних систем (ЕС) чільне місце займає мова опису предметних областей. Більшість існуючих ЕС побудовані на основі правил типу “умова $\rightarrow$ дія” [1]. У цьому випадку простота ЕС забезпечується простими правилами опису предметних областей та виконанням невеликого числа функцій.

У даній роботі розглядаються Байєсові мережі, як мова опису предметних областей, на основі якого будуються бази знань ЕС, що виконують діагностику. Байєсові мережі є різновидом ймовірнісних мереж, у яких виведення нових знань про ймовірності у вершинах мережі здійснюється за допомогою формули Байєса та її узагальнень. У ЕС, основаних на Байєсових мережах, найдоцільніше вирішувати задачі діагностики у загальному значенні цього слова, а саме: (1) визначати ймовірне захворювання за спостережуваними симптомами; (2) знаходити ймовірне джерело сигналу тривоги у системах охорони об’єктів; (3) виявляти причину непередбачуваної поведінки пристрою у технічній системі, що налагоджується тощо. Саме тому ці мережі вперше були застосовані у медичних ЕС. Простота ЕС, основаних на Байєсових мережах, забезпечується простими топологіями мереж, невеликим числом вершин та виконанням однієї функції – діагностики.

Прості топології Байєсових мереж достатні для побудови ЕС для користувачів комп’ютерів – умовно здорових людей. Такі ЕС пропонуються з метою віднайдення причин виникнення симптомів, які свідчать про погіршення самопочуття користувача, та запобігання розвитку захворювань у нього під час праці у комп’ютерному середовищі. Оскільки одні і ті ж негативні чинники по-різному впливають на різних людей, що унеможливлює застосування для всіх людей однакових превентивних дій для попередження розвитку захворювань, то для користувачів комп’ютерів потрібно будувати персональні ЕС. Це означає, що база знань персональної ЕС містить дані про стан здоров’я лише однієї людини. З іншого боку, оскільки користувачі комп’ютерів – це умовно здорові люди, то Байєсові мережі для них характеризуються невеликим числом вершин (не більше двох десятків), а випадкові змінні у вершинах мають небагато значень (переважно 2 значення). А це разом з простою топологію мереж забезпечує простоту відповідної ЕС.

Нижче будуть розглядатися прості топології Байєсових мереж разом з відповідними напрацьованими різними авторами засобами виведення нових знань для побудови персональних ЕС. Побудова персональних ЕС є складовою вирішення загальної проблеми захисту користувачів комп’ютерів від шкідливого впливу комп’ютерного середовища [2], яке повинно розглядатися у комплексі з навколишнім світом, наприклад, станом приміщення, днями тижня, порами року та атмосферними явищами, здатними підсилювати негативний вплив власне комп’ютерного середовища.

Байєсові мережі

Байєсові мережі (БМ) є різновидом ймовірнісних мереж [3], які характеризуються наявністю ймовірних причинно-наслідкових зв’язків між вершинами. А саме, БМ являє собою ациклічний орієнтований граф, вершини якого асоціюються з випадковими змінними, якими позначаються вершини графа. Кожна дуга БМ, що з’єднує дві вершини, наприклад, $E \rightarrow K$, указує на те, що E – причина, а K – наслідок дії причини E.

У вершинах графа подаються ймовірності, які використовуються для виведення нових ймовірностей у вершинах-причинах за даними у спостережуваних вершинах-наслідках. В основі алгоритма виведення лежать обчислення за формулою Байєса, або за похідними від неї формулами, залежно від топології мережі.

Слід зауважити, що складність обчислень з ростом числа вершин у БМ загального вигляду зростає експоненціально [3]. Одним із факторів, що дозволяє до певної міри подолати цей недолік, є властивість незалежності вершин у БМ, яка випливає з наступної формули спільного розподілу ймовірностей для БМ загального вигляду з вершинами a_1, a_2, … , a_n.

$$P(a_1, a_2, ..., a_n) = \prod_i P(a_i \mid M(a_i)), \tag{1}$$

де $M(a_i)$ – множина усіх безпосередніх предків вершини a_i, від яких ця вершина залежить. Якщо $M(a_i)$= 0, то ймовірність $P(a_i)$ визначається незалежно від інших вершин – експертом або на основі статистичних спостережень.

Отже, властивість незалежності вершин БМ формулюється так: вершина, що має батьків, незалежна від усіх інших вершин, крім вершин-послідовників.

Автоматична перевірка незалежності вершин у БМ загального вигляду в процесі виведення нових знань являє собою проблему, яка, проте, ефективно вирішується для окремих простих топологій БМ.

Для БМ з двома вершинами $E \to K$ формула спільного розподілу ймовірностей (1) має вигляд $P(E, K) = P(E)p(K \mid E)$, з якої безпосередньо виводиться формула Байєса

$$P(E \mid K) = \frac{P(E)p(K \mid E)}{p(K)}, \tag{2}$$

де $P(E \mid K)$ – нова ймовірність події *E* за умови, що відбулася умовно залежна від неї подія *K*. Значення ймовірності $p(K)$ легко пояснити, якщо подію *E* розглядати як повну систему елементарних несумісних подій $E_1, E_2, ..., E_n$, $P(E_i)$ – ймовірності цих подій до здійснення деякої події *K*, на яку впливають події E_i з ймовірностями $p(K \mid E_i)$. Тоді формула Байєса набуває вигляду

$$P(E_i \mid K) = \frac{P(E_i)p(K \mid E_i)}{p(K)},$$

де $p(K)$ є сумарна ймовірність впливу всіх несумісних подій $E_1, E_2, ..., E_n$, тобто

$$p(K) = \sum_{j=1}^{n} P(E_j)p(K \mid E_j).$$

У термінах випадкових змінних, якими позначаються вершини БМ, вершина *E* означає випадкову змінну, що приймає скінченне число значень 1, 2, …, *n*, які відповідають несумісним елементарним подіям (гіпотетичним причинам) E_i ($1 < i \le n$). Випадкова змінна *K* має два значення *T* (наприклад, спостерігається втома) і *F* (немає цього симптому). Для кожного значення *i* змінної *E* задана ймовірність $P(E = i) = P(E_i)$, так що $\sum_i P(E = i) = 1$, а також задані ймовірності $p(K = T \mid E = i)$ виникнення сиптому *K*. Тоді формула Байєса (2) для обчислення нових ймовірностей значень змінної *E* набуває вигляду:

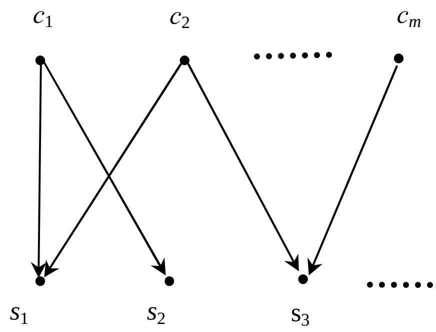
$$P(E = i \mid K = T) = \frac{P(E = i)p(K = T \mid E = i)}{\sum_j (P(E = j)p(K = T \mid E = j)}, \tag{3}$$

де $i, j = 1, 2, ..., n$.

Обчисливши за формулою (3) нові ймовірності усіх значень змінної *E* за умови $K = T$ та порівнявши їх, можна визначити найвірогіднішу причину виникнення симптому *K*. Такий простий спосіб виявлення найвірогіднішої причини пояснюється крайньою простотою мережі. Приклади обчислень за такою мережею розглянуто у роботі [4] для $i = 3$.

Можливості описаної найпростішої мережі є недостатніми для формування бази даних довільної персональної ЕС. Той факт, що випадкова змінна *E* може пробігати багато значень, справи не вирішує, тому що ці значення позначають несумісні причини, тоді як реально можуть існувати одночасно кілька причин виникнення симптомів, що потребує розгляду мереж з кількома випадковими змінними. Таке ж зауваження стосується і симптомів: обставини можуть спричинити одночасне виникнення кількох симптомів.

Підсумовуючи сказане вище, приходимо до висновку, що найефективнішими БМ для нашої мети – побудови персональних експертних систем для профілактики професійних захворювань користувачів комп’ютерів – є Байєсові мережі, з одного боку, з невеликим числом вершин, а з другого – за топологією подібні до тих, що використовуються у медичних ЕС. Загальний вигляд таких мереж зображено на мал. 1. Для такого типу мереж незалежність вершин формулюється так: вершини, не з’єднані ребром, незалежні.



Мал.1. БМ для медичних ЕС

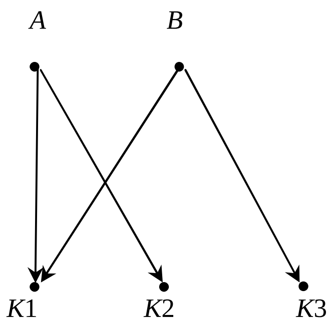
Вершини c_1, c_2, ..., c_m мережі (мал. 1) означають гіпотетичні причини (із заданими апріорі ймовірностями), які кожна окремо або кілька одночасно з певною ймовірністю впливають на виникнення одного чи кількох симптомів, позначених на мал.1 вершинами нижнього ряду s_1, s_2, … s_n . Так, вершина s_1 залежить від вершин c_1 і c_2, вершина s_2 залежить лише від вершини c_1, вершина s_3 залежить від вершин c_2 і c_m. Ймовірності подаються у вигляді параметрів вершин.

Принагідно зауважимо, що вершини-причини БМ для персональних ЕС, крім обов'язкових параметрів – ймовірностей, мають містити засоби спілкування з користувачем комп'ютера. Такі засоби після одержання сигналів про виникнення тих чи інших неприємних симптомів та визначення найімовірніших причин їх виникнення повинні подавати рекомендації користувачеві щодо усунення симптомів.

Переходимо до розгляду мереж з простою топологією та відповідних засобів обчислення нових ймовірностей.

Формула спільного розподілу ймовірностей мережі

Розглянемо БМ W (мал. 2), призначену для опису причинно-наслідкових зв'язків між гіпотетичними причинами A і B та наслідками їх дії $K1$, $K2$, $K3$. Параметри вершин подані у таблицях 1–5. Топологія мережі W є достатньою для опису кількох комбінацій причинно-наслідкових зв'язків між причинами і симптомами.



Мал.2. БМ W

Для спрощення обчислень, умовимося, що всі випадкові змінні, які будуть розглядатися у цьому розділі, мають по два значення T і F. Крім того, для скорочення запису, значення T і F будемо позначати у цьому розділі знаками, відповідно, + та – у вигляді індексів при змінних, так що, наприклад, A_+ замінює запис $A = T$, а A_- замінює запис $A = F$.

Формула спільного розподілу ймовірностей мережі (1) дає можливість обчислювати ймовірність будь-якої множини вершин-гіпотез, коли спостерігається певна множина вершин-наслідків (симптомів) [3]. Випишемо цю формулу для мережі W, прийнявши до уваги, що $K1$ залежить від A і B, $K2$ залежить від A, а $K3$ залежить від B.

$$P(A, B, K1, K2, K3) = P(A)\, P(B)\, p(K1 \mid A, B)\, p(K2 \mid A)\, p(K3 \mid B). \tag{4}$$

Проведемо обчислення нових ймовірностей причин мережі W залежно від спостережуваних симптомів.

Таблиця 1

A_+	A_-
0.3	0.7

Таблиця 2

B_+	B_-
0.4	0.6

Таблиця 3

	$K1_+$	$K1_-$
A_+B_+	0.5	0.5
A_+B_-	0.4	0.6
A_-B_+	0.1	0.9
A_-B_-	0.01	0.99

Таблиця 4

	$K2_+$	$K2_-$
A_+	0.8	0.2
A_-	0.08	0.92

Таблиця 5

	$K3_+$	$K3_-$
B_+	0.9	0.1
B_-	0.2	0.8

Нехай спостерігаються симптоми *K*1 і *K*2 одночасно. У цьому випадку нова ймовірність причини *A* = *T* обчислюється за формулою

$$P(A_+ \mid K1_+, K2_+) = \frac{P(A_+, K1_+, K2_+)}{p(K1_+, K2_+)},$$

де

$$P(A_+, K1_+, K2_+) = \sum_{i,j=+,-} P(A_+)P(B_i)p(K1_+ \mid A_+, B_i)p(K2_+ \mid A_+)p(K3_j \mid B_i)\,; \qquad (5)$$

$$p(K1_+, K2_+) = \sum_{i,j,k=+,-} P(A_i)P(B_j)p(K1_+ \mid A_i, B_j)p(K2_+ \mid A_i)p(K3_k \mid B_j)\,. \qquad (6)$$

Підставляючи у формули (5), (6) значення ймовірностей із таблиць 1–5, одержуємо $P(A_+, K1_+, K2_+)$ = 0.1056; $p(K1_+, K2_+)$ = 0.108176;

$$P(A_+ \mid K1_+, K2_+) = \frac{0.1056}{0.108176} =\sim 0{,}976\,.$$

Отже, виникнення одночасно двох симптомів *K*1 і *K*2 значно збільшило ймовірність його причини *A*.

Для перевірки правильності розрахунків скористаємося аналогічними формулами для обчислення нової ймовірності відсутності причини, тобто, ймовірності $P(A_- \mid K1_+, K2_+)$. Для цього досить обчислити числівник за формулою (5), замінивши у цій формулі A_+ на A_-. Знаменник буде той самий.

$$P(A_- \mid K1_+, K2_+) = \frac{0.00224}{0.10784} =\sim 0.024\,.$$

Як показує результат обчислення, ймовірність відсутності причини *A* виникнення двох симптомів дуже мала, хоча апріорі ця ймовірність подана дуже високою (0.7). Про правильність обчислень свідчить рівність $P(A_+ \mid K1_+, K2_+) + P(A_- \mid K1_+, K2_+) = 1$.

Обчислимо нову ймовірність у вершині *B*. У цьому випадку відповідні формули будуть мати такий вигляд:

$$P(B_+ \mid K1_+, K2_+) = \frac{P(B_+, K1_+, K2_+)}{p(K1_+, K2_+)},$$

де

$$P(B_+, K1_+, K2_+) = \sum_{i,j=+,-} P(A_i)P(B_+)p(K1_+ \mid A_i, B_+)p(K2_+ \mid A_i)p(K3_j \mid B_+)\,, \qquad (7)$$

тоді як знаменник залишається незмінним. Обчислення за формулою (7) дає 0.05024. Отже,

$$P(B_+ \mid K1_+, K2_+) = \frac{0.05024}{0.108176} = 0.465\,.$$

Замінивши у формулі (7) B_+ на B_-, одержимо

$$P(B_- \mid K1_+, K2_+) = \frac{0.057936}{0.108176} = 0.535\,.$$

Результати обчислень підтверджують очевидний пріоритет причини *A* над причиною *B* у впливі на симптоми *K*1 і *K*2.

Зауважимо, що число доданків у сумах (5)–(7) дорівнює 2^n, де число 2 означає кількість значень у змінних, а *n* – кількість змінних з індексами, за якими підраховується сума. Так, у формулі (5) чотири доданки, оскільки *n* = 2 (маємо дві індексовані змінні), а у формулі (6) вісім доданків, оскільки *n* = 3. У формулах для обчислення ймовірностей, коли спостерігається один симптом, наприклад *K*1, маємо уже 16 доданків При зростанні кількості значень змінних та числа змінних *n* обчислення ускладнюються.

Прокоментуємо рядки табл. 6, де подаються обчислені нові ймовірності змінних *A* і *B* для всіх комбінацій симптомів, що виникли одночасно.

Одночасне виникнення трьох симптомів (рядок 1) підняло ймовірність обох вершин *A* та *B*. Симптоми *K1*, *K2*, що спостерігаються одночасно, неспростовно вказують на *A*, як основну причину своєї появи (рядок 2). Рядки 3, 4 і 5 показують невелику перевагу однієї причини над іншою, що приводить до висновку про необхідність досліджувати вплив обох. Рядок 6 підтверджує непричетність причини *B* до появи симптому *K2*, оскільки початкові ймовірності цієї причини не змінилися після спостереження *K2*. Те ж саме можна сказати і про причину *A*, оскільки її ймовірність також не змінилася після появи симптому *K3*, на який вона не впливає.

Таблиця 6. Нові ймовірності причин *A* і *B*

№	Спостережу-вані симптоми	A_+	A_-	B_+	B_-
1	*K1, K2, K3*	0.963	0.037	0.8	0.2
2	*K1, K2*	0.976	0.024	0.465	0.535
3	*K1, K3*	0.724	0.276	0.839	0.161
4	*K2, K3*	0.836	0.164	0.75	0.25
5	*K1*	0.789	0.211	0.526	0.474
6	*K2*	0.8	0.2	0.4	0.6
7	*K3*	0.3	0.7	0.75	0.25

Формули для обчислення ймовірностей (5)–(7), що випливають із формули (1), є універсальними, але досить складними навіть для простих мереж. Для мереж з великим числом вершин розроблено наближені методи. Є також ряд методів обчислення для специфічних мереж з простою топологією, проте з довільним числом вершин. Два з них розглянуті нижче.

Формула Байєса у термінах відношень ймовірностей

Цією формулою доцільно користуватися, коли кілька симптомів викликаються однією причиною і всі випадкові змінні мережі набувають двох значень *T* і *F*. Формула Байєса у термінах відношень ймовірностей [5] виводиться з класичної формули Байєса (2).

Поділимо обидві частини рівності у формулі (2) на $P(-E \mid K)$, де знак '–' означає
E = *F*, а його відсутність означає *E* = *T*. Одержимо

$$\frac{P(E \mid K)}{P(-E \mid K)} = \frac{p(K \mid E)}{p(K \mid -E)} \times \frac{P(E)}{P(-E)}. \tag{8}$$

Введемо позначення

$$O(E) = \frac{P(E)}{P(-E)} = \frac{P(E)}{1 - P(E)}, \tag{9}$$

$$L(K \mid E) = \frac{p(K \mid E)}{p(K \mid -E)}. \tag{10}$$

Відношення нових ймовірностей обчислюється за формулою

$$O(E \mid K) = \frac{P(E \mid K)}{P(-E \mid K)}, \tag{11}$$

звідки

$$P(E \mid K) = \frac{O(E \mid K)}{1 + O(E \mid K)}. \tag{12}$$

Тепер формула (8) набуває вигляду

$$O(E \mid K) = L(K \mid E)\ O(E). \tag{13}$$

Розглянемо обчислення ймовірностей за однаковими даними (одна причина-один наслідок), але за різними формулами (2) і (13). Нехай $p(K \mid E)$ = 0.9, а $p(K \mid -E)$ = 0.1, $P(E)$ = 0.01.

За формулою (2) маємо

$$P(E \mid K) = \frac{0.01 \times 0.9}{0.01 \times 0.9 + 0.99 \times 0.1} = \sim 0{,}083.$$

Тепер зробимо обчислення, використовуючи спочатку формулу (13), а потім (12).

$O(E \mid K) = \dfrac{0.9}{0.1} \times \dfrac{0.01}{1 - 0.01}$ = ~ 0.091, звідки $P(E \mid K) = \dfrac{0.091}{1 + 0.091}$ = ~ 0.083.

Одержали однакові відповіді, проте обчислювати ймовірність $p(K)$ (знаменник формули (2)) у другому випадку не довелося. У випадку кількох вершин-наслідків формула (13) дає суттєвий виграш в обчисленнях.

Формула (13) легко узагальнюється у [5] на випадок, коли мережа має кілька вершин для позначення симптомів, на які впливає єдина причина.

Нехай причина *E* викликає симптоми, що позначаються випадковими змінними $K_1, K_2,..., K_n$, які спостерігаються одночасно. Тоді

$$p(K_1, K_2,..., K_n \mid E) = \prod_{i=1}^{n} p(K_i \mid E),$$

$$p(K_1, K_2,..., K_n \mid -E) = \prod_{i=1}^{n} p(K_i \mid -E),$$

$$O(E \mid K_1, K_2,..., K_n) = O(E) \prod_{i=1}^{n} L(K_i \mid E). \qquad (14)$$

Для прикладу, у даному розділі розглянемо фрагмент мережі *W* з вершинами *A* (причина), *K*1, *K*2 (наслідки), як окрему мережу *V* з такими параметрами у вершинах:

$P(A) = 0.3$, $P(–A) = 0.7$; $p(K1 \mid A) = 0.6$, $p(K1 \mid –A) = 0.06$; $p(K2 \mid A) = 0.8$, $p(K2 \mid –A) = 0.08$.

Розглянемо два випадки.

а) Спостерігаються обидва наслідки *K*1 і *K*2 одночасно. Обчислимо нову ймовірність причини *A*. Для цього скористаємося формулою (14), а потім (12) та наведеними вище значеннями ймовірностей у вершинах *A*, *K*1, *K*2.

$$O(A \mid K1, K2) = \frac{0.3}{0.7} \times \frac{0.6 \times 0.8}{0.06 \times 0.08} = \sim 43, \ P(A \mid K1, K2) = \frac{O(A \mid K1, K2)}{1 + O(A \mid K1, K2)} = \sim 0.977;$$

Отже, виникнення одночасно двох симптомів значно збільшило ймовірність їх причини. Для перевірки правильності розрахунків скористаємося тими ж формулами для обчислення нової ймовірності відсутності причини, тобто, ймовірності значення – *A*.

$$O(–A \mid K1, K2) = \frac{0.7}{0.3} \times \frac{0.06 \times 0.08}{0.6 \times 0.8} = \sim 0.0233, \quad P(-A \mid K1, K2) = \sim 0{,}023.$$

$$P(A \mid K1, K2) + P(-A \mid K1, K2) = 1.$$

Як показує результат обчислення, у мережі *V* нові ймовірності причини *A* і її відсутності –*A* майже збігаються з тими, що були одержані для вершини *A* мережі *W* у попередньому розділі, оскільки більшість параметрів обох мереж збігаються.

б) Спостерігається лише один симптом *K*1. Виконаємо обчислення нової ймовірності причини *A*, користуючись тими ж формулами і даними, що й у випадку а).

$$O(A \mid K1) = \frac{0.3}{0.7} \times \frac{0.6}{0.06} = \sim 4.3, \quad P(A \mid K1) = \frac{O(A \mid K1)}{1 + O(A \mid K1)} = \sim 0.81;$$

$$O(–A \mid K1) = \frac{0.7}{0.3} \times \frac{0.06}{0.6} = \sim 0.233, \quad P(-A \mid K1, K2) = \sim 0{,}19.$$

$$P(A \mid K1) + P(-A \mid K1) = 1.$$

В обох випадках нові ймовірності суттєво відрізняються від заданих апріорі.

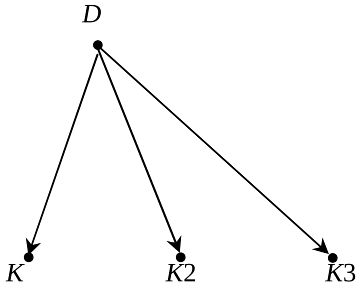
Нагадаємо, що формула (14) використовується для обчислення ймовірностей у тих мережах, де всі вершини набувають двох значень, і серед них є лише одна вершина-гіпотеза. Для мереж, у яких єдина вершина-гіпотеза набуває більше двох значень, може бути використаний векторний спосіб обчислення нових ймовірностей.

Векторний спосіб обчислення ймовірностей

Як альтернативу до вже розглянутих формул спільного розподілу ймовірностей, розглянемо підхід, запропонований у роботі [5]. Суть його полягає у тому, щоб трансформувати мережу з кількома вершинами-гіпотезами, замінивши їх однією, що буде набувати у ролі окремих значень такі комбінації гіпотез, які можуть впливати на виникнення симптомів одночасно.

У мережі *W*1 (мал. 3), одержаної шляхом трансформації мережі *W* (мал. 2), значеннями єдиної вершини *D* будуть такі: *A*, *B*, оскільки вони можуть впливати окремо, *AB*, оскільки вони можуть впливати одночасно, та *C*, що відповідає відсутності обох причин *FF* у табл. 3. Таким чином, вершина *D* – це випадкова змінна, що приймає чотири значення. Додаткова задача для експертів, які забезпечують вершини БМ ймовірностями, полягає у визначенні ймовірностей сукупного впливу *AB* на виникнення симптомів *K*1, *K*2 та *K*3.

У табл. 7 подані ймовірності значень випадкової змінної *D* та ймовірності умовно залежних від них симптомів *K*1, *K*2, *K*3.



Мал. 3. БМ *W*1

Таблиця 7

D		$K1_+$	$K2_+$	$K3_+$
0.18	*A*	0.4	0.8	0.1
0.12	*AB*	0.5	0.8	0.9
0.28	*B*	0.1	0.1	0.9
0.42	*C*	0.5	0.01	0.1

Якщо спостерігаються одночасно симптоми *K*1 і *K*2, то ймовірність значення $D = i$ обчислимо за формулою, запропонованою у роботі [5], яку подаємо відповідно до БМ *W*1. У цій формулі використовуються ймовірності лише спостережуваних симптомів.

$$P(D = i \mid K1_+, K2_+) = \frac{P(D = i)p(K1_+ \mid D = i)p(K2_+ \mid D = i)}{p(K1_+, K2_+)}, \tag{15}$$

де

$$p(K1_+, K2_+) = \sum_{r=+,-} P(D = r)p(K1_+ \mid D = r)p(K2_+ \mid D = r). \tag{16}$$

Підставимо у формулу (16) значення ймовірностей з табл. 7, одержимо $p(K1_+, K2_+) = 0.1105$.

Тепер обчислимо числівники для всіх значень *D*, представивши їх у вигляді вектора таким чином:

$$P(D = i) \mid K1_+, K2_+) = \frac{1}{0.1105}\ \{0.\ 0576,\ 0.0480,\ 0.0028,\ 0.0021\}.$$

Послідовність чисел у фігурних дужках є поелементним добутком трьох векторів: вектора ймовірностей значень змінної *D* {0.18, 0.12, 0.28, 0.42} та відповідних векторів ймовірностей змінних $K1_+$ {0.4, 0.5, 0.1, 0.5}, $K2_+$ {0.8, 0.8, 0.1, 0.01}.

Остаточно маємо ймовірності {0.521, 0.434, 0.025, 0.019}, відповідно, для *D* = *A*, *AB*, *B*, *C*. Такий результат дозволяє зробити висновок, що на одночасне виникнення симптомів *K*1 і *K*2 при заданих у табл. 7 ймовірностях великий вплив мають обидві причини *A* і *B*, причому причина *A* впливає з ймовірністю ~0.955, а причина *B* – з ймовірністю ~0.56. Ці числа одержані за правилом додавання ймовірностей несумісних причин. Відсутність обох причин (*C*) впливає найменше, хоча її ймовірність найвища.

Висновки

Запропоновані у роботі Байєсові мережі для опису впливу комп’ютерного середовища та його оточення на фізичний і розумовий стан користувачів комп’ютерів є хоч і головним, але не єдиним аспектом побудови персональних ЕС. Ефективність ЕС залежить, серед іншого, ще від двох важливих факторів, перший з яких стосується побудови БМ, а другий – засобів забезпечення динамічності ЕС.

Перший фактор – адекватне представлення мережами стану здоров’я користувача, що означає правильне визначення ступеню впливу середовища, у якому працює користувач, на стан його здоров’я. Вирішення цієї проблеми значною мірою залежить від співпраці експертів від медицини і користувачів, які можуть статистично визначити, коли і за яких обставин змінюється їх самопочуття.

Другий фактор – динамічність ЕС забезпечується засобами модифікації баз знань персональних ЕС вподовж їх функціонування залежно від результатів моніторингу комп’ютерного середовища і явищ навколишнього світу, який може виконуватися як комп’ютером так і користувачем.

Література

1. *Попов Э.В.* Особенности разработки и использования экспертных систем // Справочник. Искусственный интеллект. Кн.1. Систем общения и экспертные системы. М. – “Радио и связь”. – 1990. – С. 261-290.
2. *Мищенко Н.М., Феліжанко О.Д., Щоголева Н.М.* Програмні засоби захисту користувачів від шкідливого впливу компютерного середовища // Математичні машини і системи. – 2003. – № 1. – С. 95-100.
3. *Grtiger Dan* Probabilistic networks. In Encyclopedia of Artificial Intelligence, Sec. Ed., Vol. 2, A Wiley-Interscience Publication, New York, 1992, pp 1201-1209.
4. *Міщенко Н.М.* Байєсові мережі як засіб моделювання причинно-наслідкових зв’зків у системах з неозначеністю // Проблемы программирования. – 2002.– № 4. – С. 125-131.
5. Pearls J. Bayesian inference methods. In Encyclopedia of Artificial Intelligence, Sec. Ed., Vol. 1, A Wiley-Interscience Publication, New York, 1992, pp 89-98.