УДК 62-50

О.О. Павлюк, П.І. Бідюк

МЕТОДИКА ПОБУДОВИ ДИНАМІЧНИХ МЕРЕЖ БАЙЄСА

Вступ

Байєсові мережі – перспективний ймовірнісний інструментарій для моделювання складних ієрархічних процесів (статичних і динамічних) з невизначеностями довільного характеру. Байєсова мережа складається з множини випадкових змінних (вузлів графа) і спрямованих зв'язків між змінними, які разом утворюють орієнтований граф. Кожній змінній ставиться у відповідність таблиця умовних ймовірностей, яка характеризує ймовірність прийняття вузлом (змінною) того чи іншого значення за умови, що зв'язані з ним вузли також набувають конкретних значень.

Байєсівська теорія і байєсівська ймовірність названі на честь Томаса Байєса, який довів окремий випадок теореми, зараз відомої як теорема Байєса. Поняття "мережі Байєса" було введене Джутом Перлом у праці [1] з метою підкреслити часто суб'єктивний характер вхідної інформації.

Протягом останніх років мережі Байєса (МБ) ефективно використовуються для розв'язання досить складних задач у різних галузях, таких, як медична і технічна діагностика, обробка зображень та відеосигналів у різних галузях науки і техніки, аналіз та прогнозування фінансово-економічних процесів. Ймовірнісні моделі у вигляді спрямованих ациклічних графів надають широкі можливості стосовно введення в них відносно великої кількості дискретних і безперервних змінних та формування висновку щодо будь-якої вибраної змінної.

Дослідження останніх років свідчать про поширення застосування мереж Байєса. Вони використовуються в таких типах задач, як задачі прогнозування, класифікації, моделювання процесів довільної природи тощо. Так, у праці [2] мережі Байєса застосовуються в задачах моделювання процесів довільної природи на прикладі моделювання поведінки робота. Мережі Байєса можуть бути використані в задачах прогнозування, наприклад, для полегшення вводу тексту повідомлення в мобільному телефоні, як запропоновано в праці [3]. Задачі класифікації ефективно розв'язуються за допомогою так званих окремих мереж Байєса – це добре проілюстровано в [4].

Постановка задачі

Метою статті є узагальнення і дослідження можливостей використання існуючої методики побудови мереж Байєса для різних типів задач та створення методики побудови динамічної мережі Байєса на основі експериментальних (статистичних) даних, застосування методики до розв'язання конкретних прикладних задач.

Розглянемо існуючі методики побудови мереж Байєса для задач різних типів.

Використання мереж Байєса в задачах моделювання

Мережі Байєса можна використовувати для моделювання складних процесів різної природи – в техніці, біології, медицині, промислових технологіях, економіці, фінансах тощо. Так, у праці [2] розглядається застосування МБ для моделювання поведінки робота (табл. 1), а точніше, вивчення і аналізу машиною можливостей, які надає навколишнє середовище – ефорданс (від англійського affordance) – здійснити індивідууму чи машині (рис. 1).

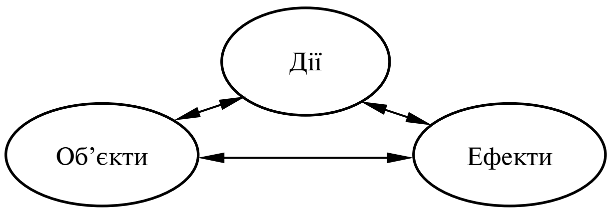

Рис. 1. Ефорданс як відношення між діями (Д), об'єктами (О) і ефектами (Е) може використовуватися для вибору дії, об'єкта чи передбачення результатів дії на об'єкт

***Таблиця* 1**. Входи і виходи для прикладу з роботом

Входи	Виходи	Функція
(О, Д)	Е	Передбачення ефекта
(О, Е)	Д	Розпізнавання дії і планування
(Д, Е)	О	Розпізнавання об'єкта і вибір

Структура мережі для даного простого прикладу наведена на рис. 2.

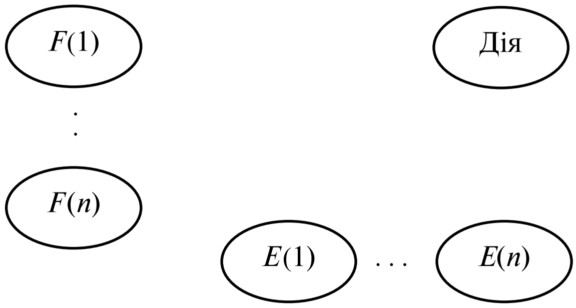

Рис. 2. Модель байєсівської мережі для моделювання ефордансу. Вузли являють собою дії Д, властивості об'єктів $F(1),...,F(n)$ і ефекти, отримувані в результаті дій $E(1),...,E(n)$

У розглянутій у [2] моделі робот наділений певними навичками, він здатний сприймати близькі об'єкти і вимірювати їх основні параметри, а також взаємодіяти з навколишнім середовищем через певний набір дій. Набір вузлів (змінних) для цієї ситуації, $X = \{A, \mathrm{Fr}, \mathrm{Fo}, E\}$, має чотири типи складових (дискретних випадкових змінних):

$A = \{a_i\}$ – дія робота;

$\mathrm{Fr} = \{\mathrm{Fr}(1), \ldots, \mathrm{Fr}(nr)\}$ – характеристики робота (наприклад, можливі положення руки);

$\mathrm{Fo} = \{\mathrm{Fo}(1), \ldots, \mathrm{Fo}(no)\}$ – властивості об'єкта O;

$E = \{E(1), \ldots, E(ne)\}$ – ефекти, що спостерігаються в результаті виконання роботом певних дій.

У даній статті наведено результати експерименту, виконаного за умов, наведених у табл. 2.

***Таблиця* 2.** Умови виконання експерименту з роботом

Змінна	Описання	Значення
A	Дія	Схопити, вдарити, доторкнутися
C	Колір	Зелений 1, зелений 2, жовтий, блакитний
Sh	Форма	М'яч, куб
S	Розмір	Малий, середній, великий
V	Швидкість об'єкта	Мала, середня, велика
HV	Швидкість руки робота	Мала, велика
Di	Відстань від руки до об'єкта	Мала, середня, велика
Ct	Довжина контакту	Короткий, довгий

За результатами експерименту із застосуванням методу максимальної правдоподібності побудовано мережу, наведену на рис. 3.

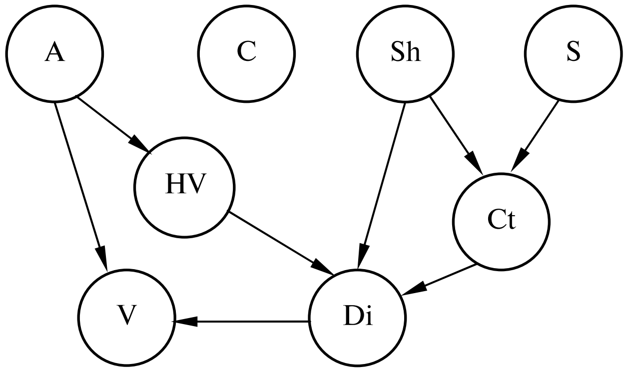

Рис. 3. Модель байєсівської мережі

Зображена модель дає змогу описати правдоподібну модель знання про взаємодію робота з навколишнім середовищем, що, в свою чергу, може бути використано при розв'язанні задач опису поведінки робота методами штучного інтелекту.

Використання мереж Байєса в задачах прогнозування

У праці [3] розглянуто розробку, спрямовану на покращення зручності введення тексту до мобільного телефону. Байєсівська мережа використана для автоматичного підбору символів на основі попередньо введеного тексту і натиснутої кнопки. Запропоновано методику, яку автори назвали BAPTI (Bayesian Predictive Text Input).

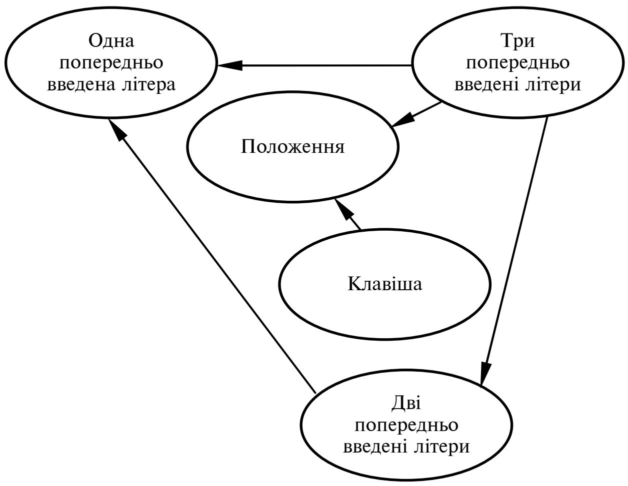

Рис. 4. Мережа Байєса для прогнозування літери

На рис. 4 показано побудовану мережу, що враховує три попередньо введені літери та натиснуту клавішу. Вузол "Клавіша" символізує натиснуту клавішу і набуває значень від 1 до 9. Вузол "Положення" визначає порядок літери на клавіші, що вибирається і набуває значень від 1 до 3.

Отримані авторами результати дослідження свідчать про те, що використання МБ дає можливість значно прискорити введення тексту. В середньому кількість натискання клавіш зменшується на 37,4 %. У 91,2 % випадків ВАРТІ правильно прогнозує літеру. Перевагою даного методу порівняно з іншими є те, що використання запропонованої методики не потребує зберігання чітко визначеного словника.

Використання мереж Байєса в задачах класифікації

Мережа Байєса може бути використана для розв'язання задач класифікації. Для цього необхідно вибрати вузол, що являє собою значення результату класифікації, іншими вузлами є параметри, за якими відбувається класифікація. Для кожного стану вибраного вузла обчислюється умовна вірогідність за формулою

$$P(x_1 = X_1, \ldots, x_n = X_n) = \prod_{i=1}^{n} p(x_i = x_i / \pi_i - \Pi_i) .$$

У публікації [6] пропонується структура МБ, яка б найкраще відповідала потребам задач класифікації – окрема мережа Байєса PBN (Partial Bayesian Network). Процедура побудови такої мережі складається з трьох кроків. На першому кроці перевіряють, до якої групи належить вузол $x_i \in Z - \{x_c\}$ – батьків чи нащадків вузла x_c, тобто вузла-класифікатора. Якщо вузол x_i додається як батьківський для x_c, то ймовірність мережі змінюється на таку

$$\delta_p = \frac{g(c, \pi_c \cup \{i\})}{g(c, \pi_c)} .$$

Якщо ж x_i – нащадок x_c, то ймовірність розпізнавання змінюється на

$$\delta_c = \frac{g(i, \pi_i \cup \{c\})}{g(i, \pi_i)} .$$

Перевіряючи умови $\delta_p > \delta_c$, вузол x_i додаємо до батьківської множини вузлів x_c або до множини його нащадків. Якщо ж виконується умова $\max(\delta_p, \delta_c) < 1$, то зв'язок не утворюється.

На другому кроці додаються батьки, які вибираються з множини батьківських і незалежних вузлів для вузлів з множини нащадків. На третьому кроці визначаються зв'язки між вузлами з множини нащадків.

У даній статті наведено результати експериментів для двох множин тестових даних, що свідчить про досить високу ефективність запропонованого методу. На першій, простішій, множині результати всіх методів приблизно однакові, але на ускладненій множині даних метод на основі МБ показав найкращі результати.

Типи мереж Байєса і їх характеристики

Існує кілька різних типів мереж Байєса, які відрізняються за типами змінних. Виділяють такі основі типи мереж Байєса: дискретні, динамічні, неперервні і гібридні [5].

Дискретні МБ – це мережі, в яких змінні вузлів є дискретними величинами. Дискретні МБ мають такі властивості:

- кожна вершина являє собою подію, яка описується випадковою величиною, що може мати кілька станів;
- всі вершини, пов'язані з "батьківським" вузлом, визначаються таблицею умовних ймовірностей або функцією умовних ймовірностей;
- для вершин без "батьків" ймовірності їх станів є безумовними (маргінальними).

Динамічні МБ – мережі, в яких значення вузлів змінюється з часом. Такі МБ ідеально підходять для моделювання змінних у часі процесів. Їх перевага полягає в тому, що вони використовують табличне зображення умовних ймовірностей, яке полегшує подання різних нелінійних явищ. Найпростіший тип динамічної МБ – це прихована модель Маркова, в якій у кожному шарі є один дискретний прихований вузол і один дискретний або неперервний вузол, що спостерігається.

Безперервні МБ – ті, в яких змінні вузлів мережі є безперервними величинами. У багатьох випадках події можуть набувати будь-яких значень станів з деякого діапазону (області визначення), тобто змінна X буде безперервною випадковою величиною, простором можливих станів якої є весь діапазон допустимих її значень $X = \{x \mid a \le x \le b\}$, що містить нескінченну безліч точок. При цьому вже не можна говорити про ймовірності окремого стану, оскільки при їх нескінченній кількості вага кожного з них буде наближатись до нуля. Тому розподіл ймовірностей для безперервних випадкових величин визначається інакше, ніж у дискретному випадку, і для їх опису використовуються функції розподілу ймовірностей та щільності розподілу ймовірностей. Безперервні МБ використовують для моделювання стохастичних процесів у просторі станів з безперервним часом.

Гібридні МБ – мережі, що містять вузли з дискретними і безперервними змінними. При використанні цих МБ існують такі обмеження:

1) дискретні змінні не можуть мати безперервних батьків;

2) безперервні змінні повинні мати нормальний закон розподілу, умовний на значеннях батьків;

3) розподіл безперервної змінної X з дискретними батьками Y і безперервними батьками Z є нормальним розподілом $P(X|Y = y, Z = z) = N(\mu_x(\mu_y,\mu_z), \sqrt{\sigma_x(\sqrt{\sigma_y})})$, де $\mu_x(\mu_y, \mu_z)$ – математичні сподівання; σ_x,σ_y – дисперсії; $\sqrt{\sigma_x},\sqrt{\sigma_y}$ – середньоквадратичні відхилення. Значення μ_x лінійно залежать від безперервних батьків, а дисперсії σ_x взагалі не залежать від безперервних батьків. Однак обидва параметри (μ_x і σ_x) залежать від дискретних батьків. Це обмеження гарантує можливість формування точного висновку за мережею.

Методика побудови динамічної мережі Байєса

Динамічні мережі Байєса — це спосіб розширити мережі Байєса для моделювання ймовірнісних розподілів на напівнескінченну кількість випадкових величин $X_1, X_2,\ldots$ Ми розглядаємо випадкові процеси лише з дискретним часом, тому індекс t збільшуємо на одиницю кожного разу, коли надходить нове спостереження. Зазначимо, що термін “динамічний” означає, що моделюється динамічна система, а не те, що мережа змінюється з часом.

Динамічна мережа Байєса визначається як пара B_0, B_1, де B_0 – структура статичної мережі Байєса, що визначає апріорну ймовірність $P(X_1)$, а B_1 – перехідна (транзитивна) мережа, що складається з двох часових зрізів мережі Байєса, які визначаються спільним розподілом $P(X_t, X_{t-1})$ (рис. 5).

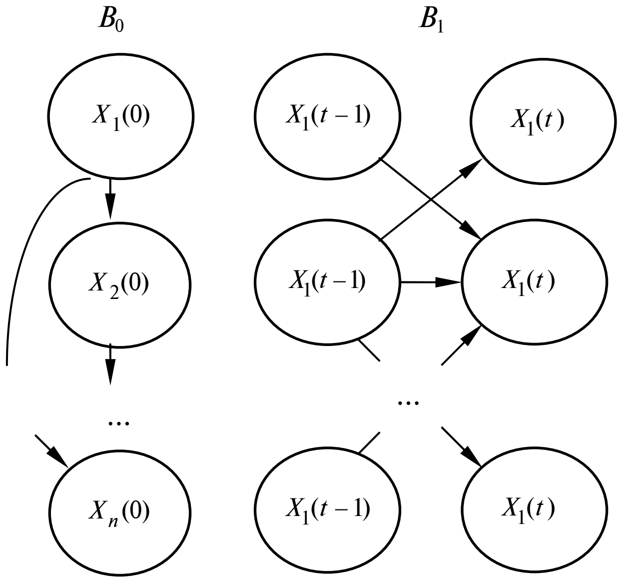

Рис. 5. Структура динамічної мережі Байєса

Для побудови динамічних мереж Байєса пропонується методика, наведена нижче. При моделюванні динаміки процесу еволюція його стану розглядається в послідовні моменти часу. При цьому структура мережі залишається, як правило, незмінною.

Побудова структури динамічних МБ виконується в два етапи.

1. ***Побудова статичної структури мережі***. Така побудова – це побудова структури тієї частини мережі, яка буде повторюватися на кожному інтервалі часу.

В х і д н і д а н і. Навчальна вибірка – $D = \{d_1,\ldots,d_n\}$, $d_i = \{x_i^{(1)} x_i^{(2)}\ldots x_i^{(N)}\}$ (нижній індекс – номер спостереження, верхній – номер змінної); n – число спостережень; N – число вершин (змінних).

Перший етап. Для всіх пар вершин обчислюємо значення взаємної інформації $Set\_MI = \{MI(x^i, x^j)\ \forall i, j\}$. Після цього елементи множини Set_MI упорядковуємо за спаданням:

$$Set\_MI = \{MI(x^{m_1}, x^{m_2}), MI(x^{m_3}, x^{m_4}), MI(x^{m_5}, x^{m_6}),\ldots\}.$$

Другий етап.

Крок 1. З множини значень взаємної інформації Set_MI вибираємо перші два максимальних значення $MI(x^{m_1}, x^{m_2})$ і $MI(x^{m_3}, x^{m_4})$. За отриманими значеннями $MI(x^{m_1}, x^{m_2})$ і $MI(x^{m_3}, x^{m_4})$ будуємо множину моделей G вигляду

$\{(m_1 \to m_2;\ m_3 \to m_4)$, $(m_1 \to m_2;\ m_3 \leftarrow m_4)$, $(m_1 \leftarrow m_2;\ m_3 \leftarrow m_4)$, $(m_1 \leftarrow m_2;\ m_3 \to m_4)$, $(m_1 \leftarrow m_2;\ m_3$ не залежить від $m_4)$, $(m_1 \to m_2;$ m_3 не залежить від $m_4)$, $(m_1$ не залежить від $m_2;\ m_3 \to m_4)$, $(m_1$ не залежить від $m_2;$ $m_3 \leftarrow m_4)$, $(m_1$ не залежить від $m_2;\ m_3$ не залежить від $m_4)\}$.

Запис вигляду $m_i \to m_j$ означає, що вершина x^{m_i} є предком вершини x^{m_j}.

Крок 2. Виконуємо пошук серед множини моделей G. В параметрі g^* зберігаємо оптимальну мережеву структуру. Оптимальною структурою буде та, яка матиме найменше значення деякого функціоналу. Наприклад, $L(g, x^n)$ – опис мінімальної довжини (ОМД) структури моделі при заданій послідовності з n спостережень $x^n = d_1 d_2 \ldots d_n$:

1) $g^* \leftarrow g_0 (\in G)$;

2) $\forall g \in G - \{g_0\}$: якщо $L(g, x^n) < L(g^*, x^n)$, то $g^* \leftarrow g$;

3) на виході g^* – шуканий розв'язок.

Крок 3. Після того, як буде знайдено оптимальну структуру g^* із G, із множини значень взаємної інформації Set_MI вибираємо максимальне значення: $MI(x^{i\_\mathrm{next}t_i}, x^{j\_\mathrm{next}t})$. За отриманим значенням $MI(x^{i\_\mathrm{next}t_i}, x^{j\_\mathrm{next}t})$ і структурою (структурами) g^* будуємо множину моделей G вигляду $\{(g^*;\ i\_\mathrm{next}t \to j\_\mathrm{next}t)$, $(g^*;\ i\_\mathrm{next}t \leftarrow j\_\mathrm{next}t)$, $(g^*;\ i\_\mathrm{next}t$ не залежить від $j\_\mathrm{next}t)\}$. Переходимо на крок 2.

Умова закінчення процедури пошуку. Евристичний пошук продовжується до тих пір, поки не буде проаналізоване визначене число елементів множини або ж всіх $\frac{N(N-1)}{2}$ елементів множини Set_MI. Як показує практика, у більшості випадків немає сенсу виконувати аналіз більше половини (тобто $\frac{N(N-1)}{4}$) елементів множини Set_MI.

Вихід: оптимальна структура (структури) g^*.

2. ***Побудова динамічної структури мережі***. На цьому етапі будуємо структуру, яка визначає зв'язки між двома сусідніми часовими зрізами, тобто t і $t+1$.

Побудова виконується за алгоритмом побудови структури статичної мережі, але розглядається набір вершин для двох сусідніх інтервалів часу, тобто множина вершин, між якими шукають зв'язки, подвоюється.

Розглядаємо тільки ті пари, що складаються з вершин, які знаходяться в різних зрізах. Щоб отримати дані про змінні на сусідньому часовому зрізі, слід зсунути вибірку даних на одну позицію вперед (для отримання попереднього зрізу) або назад (для отримання наступного).

Вхідні дані. Навчальна вибірка – $D_t = \{d_1, \ldots, d_n\}$, $D_{t+1} = \{d_2, \ldots, d_{n+1}\}$.

Перший етап. Для всіх пар вершин із сусідніх часових зрізів обчислюємо значення взаємної інформації $Set\_MI = \{MI(x_t^i, x_{t+1}^j)\ \forall i, j\}$. Після цього елементи множини Set_MI упорядковуємо за спаданням:

$$Set\_MI = \{MI(x_t^{m_1}, x_{t+1}^{m_2}), MI(x_t^{m_3}, x_{t+1}^{m_4}), MI(x_t^{m_5}, x_{t+1}^{m_6}), \ldots\}.$$

Другий етап.

Крок 1. Із множини значень взаємної інформації Set_MI вибираємо перші два максимальних значення: $MI(x_t^{m_1}, x_{t+1}^{m_2})$ і $MI(x_t^{m_3}, x_{t+1}^{m_4})$. Будуємо множину моделей G вигляду

$\{(m_1 \to m_2;\ m_3 \to m_4)$, $(m_1 \to m_2;\ m_3$ не залежить від $m_4)$, $(m_1$ не залежить від $m_2;$ $m_3 \to m_4)$, $(m_1$ не залежить від $m_2;\ m_3$ не залежить від $m_4)\}$.

На відміну від алгоритму побудови статичної мережі з розгляду вилучаються всі моделі із зворотним зв'язком, тобто ті, в яких $x_t^{m_i}$ є предком вершини $x_{t+1}^{m_i}$.

Крок 2. Виконуємо пошук серед множини моделей G. В параметрі g^* зберігаємо оптимальну мережеву структуру. Оптимальною буде та структура, в якій значення функції $L(g, x^n)$ найменше (ОМД структури моделі).

К р о к 3. Після того як буде знайдено оптимальну структуру g^* з G, з множини значень взаємної інформації Set_MI виберемо максимальне значення: $MI(x_t^{i\_\mathrm{next}}, x_{t+1}^{j\_\mathrm{next}})$. За отриманим значенням і структурою g^* будуємо множину моделей G вигляду: $\{(g^*;$ $i\_\mathrm{next} \to j\_\mathrm{next})$, $(g^*;$ i_next не залежить від $j\_\mathrm{next})\}$. Переходимо на крок 2.

У м о в а з а к і н ч е н н я п р о ц е д у р и п о ш у к у. Евристичний пошук продовжується до тих пір, поки не буде проаналізоване визначене число елементів множини або ж всіх N^2 елементів множини Set_MI. Як показує практика, в більшості випадків немає сенсу виконувати аналіз більше половини (тобто $\frac{NN}{2}$) елементів множини Set_MI.

В и х і д: оптимальна структура (структури) g^*.

Приклад побудови динамічної мережі Байєса

Скористаємось даними компанії “Augsburg Indoor Location Tracking Benchmarks” [6]. В даних зафіксовано переміщення чотирьох осіб у будівлі; дані отримані в період з липня 2003 по січень 2004 року в рамках проекту “Smart Doorplate”. Мета: визначити присутність чи відсутність особи в конкретному приміщенні. На основі цих даних побудуємо вибірку з чотирьох дискретних змінних (табл. 3).

П о б у д о в а с т а т и ч н о ї с т р у к т у р и м е р е ж і. Обчислюємо значення взаємної інформації між вершинами і ОМД для трьох варіантів структури мережі. Структура, для якої значення ОМД мінімальне, є найкращою. Повторюємо цей етап для всіх вершин в порядку спадання взаємної інформації. В результаті отримуємо статичну структуру мережі, зображену на рис. 6.

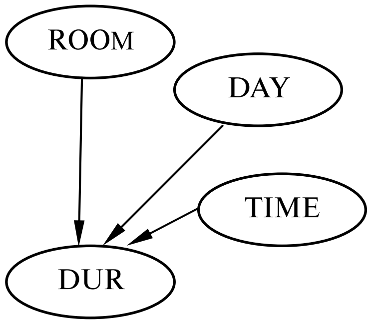

Рис. 6. Структура статичної мережі

П о б у д о в а д и н а м і ч н о ї с т р у к т у р и м е р е ж і. Спочатку сформуємо дані для двох часових зрізів t і $t+1$. Для D_t виключаємо з вибірки записи з TIME = “17-18” (будемо вважати, що останнє місце перебування не вплине на перше місце наступного робочого дня). Для

***Таблиця* 3.** Вихідні дані

Змінна	Позначення	Можливі значення
Кімната	ROOM	402, 403, 404, 405, 406, 407, 408, 409, 410, 411, 412, corridor, printer, kitchen, restroom, away
Час перебування	DUR	$<$0,5hr, 0,5–1hr, 1–2hr, 2–3hr, $>$3hr
День тижня	DAY	1, 2, 3, 4, 5
Час дня	TIME	9-10, 10-11, 11-12, 12-13, 13-14, 14-15, 15-16, 16-17, 17-18

***Таблиця* 4**. Вихідні дані після попередньої обробки

t				$t+1$			
ROOM	DUR	DAY	TIME	ROOM	DUR	DAY	TIME
402	< 0,5 hr	1	9-10	402	1–2hr	1	10-11
402	1–2hr	1	10-11	405	0,5–1hr	1	11-12
405	0,5–1hr	1	11-12	407	0,5–1hr	1	12-13
407	0,5–1hr	1	12-13	kitchen	0,5–1hr	1	13-14
kitchen	0,5–1hr	1	13-14	407	< 0,5hr	1	14-15
407	< 0,5hr	1	14-15	402	0,5–1hr	1	15-16
402	0,5–1hr	1	15-16	402	1–2hr	1	16-17
402	1–2hr	1	16-17	402	2–3hr	1	17-18

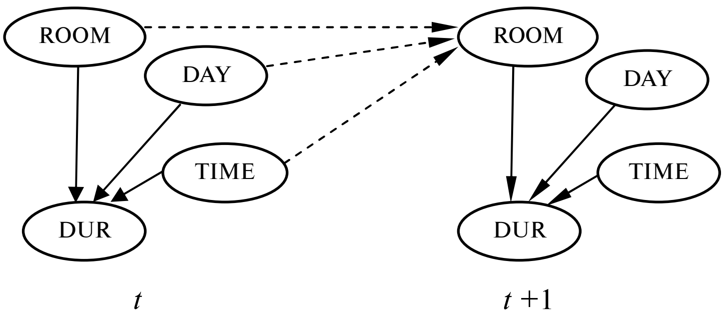

Рис. 7. Структура двох сусідніх часових зрізів динамічної мережі

D_{t+1} вилучаємо записи з TIME = “9-10”, оскільки на них не впливає попереднє місце перебування працівника. Таким чином, отримуємо дані, наведені в табл. 4.

Обчислюємо взаємну інформацію між вершинами сусідніх зрізів і для всіх пар вершин у порядку спадання величини взаємної інформації перевіряємо критерій ОМД. В результаті отримуємо структуру динамічної мережі Байєса, наведену на рис. 7.

Отримана структура може бути використана для формування ймовірнісного висновку щодо ймовірності перебування осіб у вибраному приміщенні.

Висновки

Для побудови моделі досліджуваного процесу у вигляді мережі Байєса необхідно виявити і використати існуючі причинно-наслідкові зв’язки між змінними процесу. Для цього треба розрахувати взаємну інформацію між змінними, вибраними як вузли, і встановити ступінь взаємозалежності змінних між собою.

Динамічні мережі Байєса дають можливість описати зміни процесу в часі і призначені для прийняття рішень стосовно значень оцінок його стану (так само, як і статичні мережі) в умовах наявності невизначеностей. Для простоти зображення моделі в більшості випадків було прийнято, що кількість змінних та зв’язки між ними повторюються в кожний наступний момент часу, а властивості ДМБ в цілому відповідають марковському процесу першого порядку. Це спрощує процедуру побудови мережі та її використання для прийняття рішення стосовно стану процесу.

Загалом побудова динамічної мережі Байєса складається з двох етапів: побудова статичної структури мережі (що повторюється на кожному інтервалі часу) та побудова динамічної структури мережі, в яку входить визначення зв’язків між двома сусідніми інтервалами часу. Отриману структуру використовують для формування висновку на кожному часовому інтервалі (періоді дискретизації даних).

У подальших дослідженнях планується розширити наведену вище методику на більш загальні випадки, наприклад на гібридні мережі, та порівняти отримані результати з іншими методами, зокрема з ієрархічними методами прийняття рішень.

О.А. Павлюк, П.И. Бидюк

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ СЕТЕЙ БАЙЕСА

Предложена методика построения динамических сетей Байеса на основе статистических данных, состоящая из построения статической структуры сети и построения динамической структуры сети, включающей определение связей между двумя соседними интервалами времени. Полученную структуру используют для формирования вывода на каждом временном интервале. Приведен пример применения методики к фактическим данным.

O.O. Pavliuk, P.I. Bidyuk

THE METHODS OF CONSTRUCTING DYNAMIC BAYESIAN NETWORKS

This study proposes a method of constructing dynamic Bayesian networks based on statistical data. It consists of two phases: building a static network structure and dynamic structure of the network, which determines the relations between two neighboring time intervals. The structure obtained is used to form the output at each time interval. Finally, we illustrate how this method can be applied to actual data.

1. *Pearl J.* Bayesian Networks: A Model of Self-Activated Memory for Evidential Reasoning (UCLA Technical Report CSD-850017) // 7th Conference of the Cognitive Science Society, University of California, Irvine, CA. – 2009. – P. 329–334.
2. *Montesano L., Lopes M., Bernardino A., Jose Santos-Victor.* Modeling Affordances using Bayesian networks // IEEE/ RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – San Diego, USA, 2007. – P. 12.
3. *Maragoudakis M., Tselios N.K., Fakotakis N., Avouris N.M.* Improving SMS usability using Bayesian Networks // Wire Communications Laboratory, Technical Report, 2005. – P. 45.
4. *Madden M.G.* A New Bayesian Network Structure for Classification Tasks. – Berlin: Springer, 2002. – P. 183–197.
5. *Бидюк П.И., Терентьев А.Н.* Построение и методы обучения байесовских сетей // Тавр. вест. информатики и математики. – Симферополь: КНЦ НАНУ, 2004. – № 2. – С. 139–153.
6. http://www.informatik.uniaugsburg.de/en/chairs/sik/research/finished/ailtbenchmarks/.

Рекомендована Радою
Навчально-наукового комплексу
"Інститут прикладного системного
аналізу" НТУУ "КПІ"

Надійшла до редакції
12 листопада 2009 року