

ПОБУДОВА ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ БАЙЄСІВСЬКИХ МЕРЕЖ ДОВІРИ

Розглянуто основні функції експертних систем та наведені переваги використання байєсівських мереж довіри, як експертних систем, у порівнянні з іншими напрямками їх побудови. На прикладі моделі розпізнавання цілей (літаків) проілюстрована побудова байєсівської мережі для експертної системи.

Ключові слова: експертні системи, байєсівська мережа, модель розпізнавання цілей.

Рассмотрены основные функции экспертных систем и приведены преимущества использования байесовских сетей доверия как экспертных систем по сравнению с другими направлениями их построения. На примере модели распознавания целей (самолетов) проиллюстрировано построение байесовской сети для экспертной системы.

Ключевые слова: экспертные системы, байесовская сеть, модель распознавания целей.

The basic functions of expert systems are considered and advantages are discovered of Bayesian networks application in comparison to other possibilities of expert system construction. An example of BN construction is given for solving the problem of aerial target identification. A possibility for BN based expert system development for technical diagnostics is represented.

Key words: expert systems, Bayesian network model of target identification.

Вступ

Погано поставлені (некоректні) завдання існують в усіх предметних областях, де можуть бути ефективні інтелектуальні системи як засіб побудови інформаційних систем нового покоління. В області некоректних задач точні знання не можна отримати, або їх не можна отримати відразу, тому, як правило, необхідний підхід, суть якого в поступовому наближенні до повного набору знань. Іншими словами, знання найчастіше нечіткі. Для того, щоб інтелектуальні системи вийшли за рамки простих символічних висновків і наблизилися до мислення людини, необхідні методи представлення нечітких знань і механізм висновків, що працює в їхньому середовищі.

На сьогодні моделі представлення знань є предметом досліджень і розробок у середовищі вузьких фахівців, в основному програмістів і математиків, в той час як потреба в таких моделях відчувається практично в усіх предметних областях. Це пояснює необхідність побудови експертних систем (ЕС), структура яких нерозривно пов'язана з формами представлення знань, що визначаються у свою чергу особливостями конкретної предметної області [1, 2].

В даній роботі надається загальний опис принципів роботи експертних систем та виконується порівняльний аналіз байєсівських мереж довіри як експертних систем з іншими напрямками їх побудови.

Постановка задачі

Виконати аналіз основних функцій експертних систем на основі застосування байєсівських мереж довіри. Виявити недоліки і переваги ЕС на основі мереж Байєса, на основі правил та на основі нейронних мереж. Навести приклад побудови експертної системи на основі байєсівської мережі.

Експертні системи

Основним призначенням експертних систем є розробка програмних продуктів, які при вирішенні задач, складних для людини, отримують результати, що не поступаються за якістю та ефективністю розв'язку, розв'язкам, отриманим людиною-експертом. Експертні системи використовуються для вирішення так званих неформалізованих задач, загальним для яких є:

- задачі не можуть бути задані у числовій формі;
- цілі не можна виразити у термінах точно визначеної функції цілі;
- алгоритмічного розв'язку задачі не існує, або, в іншому випадку, його не можна використовувати через обмеженість ресурсів (час, пам'ять).

Окрім того, у неформалізованих задачах присутня помилковість, неповнота, неоднозначність та протиріччя як вихідних даних, так і знань про задачу, що вирішується.

Експертна система (ЕС) – це програмний продукт, що використовує експертні знання для забезпечення високоефективного розв'язання неформалізованих задач у вузькій предметній області. Основу експертних систем складає база знань з предметної області, яка накопичується в процесі як побудови, так і експлуатації експертної системи.

Дослідники в області ЕС для назви своєї дисципліни часто використовують також термін «інженерія знань», що позначає привнесення принципів та інструментарію досліджень із області штучного інтелекту в рішення складних прикладних проблем, які вимагають знань експертів [1].

Існують певні технології розробки ЕС, що складаються з таких шести етапів: ідентифікація,

концептуалізація, формалізація, реалізація, тестування і дослідно-експериментальна експлуатація. На етапі ідентифікації визначаються задачі, які підлягають розв'язанню, виявляються проміжні цілі розробки, визначаються експерти за напрямом і типи користувачів.

Етап концептуалізації призначений для змістовного аналізу проблемної області, виявлення наявної інформації та визначення множини альтернативних методів розв'язання поставлених задач. На етапі формалізації обирається інструментарій і визначаються способи зберігання та представлення всіх типів знань, формалізуються основні поняття, визначаються способи інтерпретації знань, моделюється робота системи, оцінюється адекватність понять, методів розв'язання, засобів подання і маніпулювання знаннями.

На етапі виконання здійснюється наповнення експертом бази знань. Розповсюджені такі підходи до розробки ЕС: системи на основі правил, системи з використанням нейронних мереж та нечіткої логіки (або нейронечіткі систем), експертні системи на основі мереж довіри Байеса та інші. Оскільки ЕС призначені для неформалізованих завдань, то вони не відкидають і не заміняють традиційного підходу до розробки програм, орієнтованих на рішення формалізованих завдань. На практиці часто доводиться оцінювати гіпотези, для яких є лише неповна чи недостатня інформація. Іноді важко зробити точні оцінки, але, не зважаючи на невизначеність експерти приймають правильні рішення. Щоб ЕС були корисними, вони також мають вміння це робити.

Теорія суб'єктивних ймовірностей. На сьогодні існує декілька інтерпретацій теорії ймовірності, розглянемо два домінуючих погляди.

Об'єктивістський погляд полягає у тому, що ймовірність розглядається як відношення результатів до всіх спостережень на протязі тривалого часу. Іншими словами, цей підхід заснований на законі великих чисел, який гарантує, що за наявності достатньо великої кількості спостережень частота проявів події буде збігатися до об'єктивної ймовірності.

Персоніфікований, суб'єктивістський або заснований на судженнях погляд полягає у тому, що ймовірнісна міра розглядається як ступінь довіри до того, що певна людина думає про істинність деякого висловлювання. Цей погляд постулює, що дана людина має в деякому сенсі відношення до цієї події. Але це не відкидає можливість того, що дві людини можуть мати різні ступені довіри стосовно одного й того ж висловлення. Термін «байєсівський» часто використовується як синонім суб'єктивної ймовірності.

Існують ЕС, побудовані за обома цими напрямками. Але в ЕС бази знань накопичують людські знання, тому для представлення знань експертів з урахуванням ймовірностей краще підходить інтерпретація на основі суб'єктивної довіри. В результаті чого більшість сучасних ЕС, що використовують теорію ймовірностей, є «байєсівськими».

Байєсівські мережі. Байєсівські мережі (БМ) будують у випадках, коли необхідно моделювати ситуації, які описуються множиною змінних з невизначеностями різної природи. Тобто байєсівська мережа – це модель, яка апроксимує поведінку вибраного процесу. Метою

побудови БМ є підвищення якості (надійності) висновку, тобто підвищення якості рішення.

БМ можна розглядати як модель представлення ймовірнісних залежностей (взаємозв'язків) між його вершинами. Зв'язок $A \rightarrow B$ називають причинним, якщо подія A є причиною виникнення B , тобто якщо існує механізм впливу значень змінної A на значення, які приймає змінна B . БМ називають причинною (каузальною) тоді, коли всі її зв'язки є причинними.

Формально, БМ – це трійка $N = \langle V, G, J \rangle$, першою компонентою якої є множина змінних V ; другою – спрямований ациклічний граф G , вузли якого відповідають випадковим змінним модельованого процесу; J – спільний розподіл ймовірностей змінних $V = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. При цьому стосовно множини змінних виконується марковська умова, тобто кожна змінна мережі не залежить від усіх інших змінних, за винятком батьківських попередників цієї змінної [4]. Іншими словами, в байєсівських мережах довіри вершини представляють собою випадкові змінні, а дуги – ймовірнісні залежності, які визначаються через таблиці умовних ймовірностей. Таблиця умовних ймовірностей кожної вершини містить ймовірності станів цієї вершини за умови станів її «батьків» [3].

Байєсівську мережу можна розглядати як множину формул Байеса, яка використовується при прийнятті рішень і має наступний вигляд:

$$p(H_k | E) = \frac{p(E | H_k) \cdot p(H_k)}{\sum_{i=1}^n p(E | H_i) \cdot p(H_i)} \quad (1)$$

Ця рівність є основою для використання теорії ймовірностей в управлінні невизначеністю. Вона забезпечує шлях для отримання умовної ймовірності події B за умови A . Це співвідношення дозволяє ЕС керувати невизначеністю і «робити висновок вперед і назад». На основі цієї формули будуються мережі Байеса. В (1) H_k означає будь-яку гіпотезу з n можливих. Ймовірності $p(E | H_k)$ задаються експертами апріорно. Ймовірності $p(E | H_k)$ дуже корисні, тому що легше знайти ймовірність послідовності подій типу причина-наслідок, ніж навпаки. Значення $p(H_k)$ – апріорні початкові ймовірності для всіх гіпотез. Сила байєсівського методу полягає у тому, що апріорні ймовірності можна уточнювати (оновлювати) у відповідності до реалій протікання досліджуваного процесу. Знаменник виразу (1) можна розглядати як нормуючий член, який встановлює значення ймовірності між 0 та 1. Однак, для мережі необхідно розробляти також алгоритм розповсюдження ймовірностей, тобто, уточнення спільних ймовірностей на основі поточної інформації.

Приклад побудови мережі Байеса для експертної системи. Побудову БМ розглянемо на прикладі мережі для класифікації (розпізнавання) літаків (цілей) на «свій-чужий-нейтральний» [5]. Аналіз моделі проведемо для випадку, коли одна змінна має лише одну батьківську змінну.

Нехай необхідно побудувати алгоритм розпізнавання типу цілі (літака). Розглянемо просту мережу, представлену на рис.1.

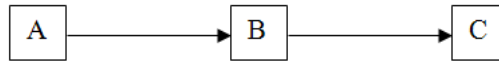


Рис. 1. Приклад байесової мережі для ідентифікації типу цілі

Змінна A характеризує типи цілей, а змінна B – ідентифікує ціль як «свій-чужий»; змінна C відображає результат розпізнавання. Припустимо, що змінна A приймає три наведених нижче значення, а змінні B і C по два:

$a_1 =$ ціль SE-37; $a_2 =$ ціль Falcon; $a_3 =$ ціль Hornet;

$b_1 =$ ціль ворожа; $b_2 =$ ціль – свій;

$c_1 =$ результат – ціль ворожа; $c_2 =$ ціль – свій.

Для даного прикладу $a(C) = \{A, B\}$, $c(C) = \{B\}$.

Оскільки змінні A і C не зв'язані дугою, то A впливає на C не прямо, а через вузол (змінну) B . Тобто, можна сказати, що вузол B не дає вузлу A безпосередньо впливати на вузол C . Тобто, якщо змінна A не належить до множини $c(C)$, то вона не впливає безпосередньо на C . В даному випадку причинність не співпадає з причинністю в сенсі впливу подій одна на одну; вона має відношення тільки до умовної незалежності. Ланцюжок причин і наслідків має таку інтерпретацію: значення «свій» або «чужий» залежить тільки від цілі, яка задається тільки змінною A ; змінна B спричиняє те чи інше спостереження, що відображається змінною C .

Після формування структури БМ на основі аналізу процесу, тобто, попереднього встановлення зв'язків типу причина-наслідок, необхідно визначити дійсні взаємозв'язки між змінними. Це дуже важливий етап побудови БМ. Якщо відношення причинності встановлюються (моделюються) некоректно, то значення вихідної змінної мережі будуть випадковими. У випадку дискретних змінних

процесу відношення між атрибутами можна розглядати як розподіли умовних ймовірностей, які називають ще таблицями умовних ймовірностей (ТУЙ). ТУЙ відображають залежності між змінними та їх батьками, тобто, значення ймовірностей в такій таблиці відповідають дугам БМ. Разом з апіорним розподілом ймовірностей, ТУЙ визначають спільний розподіл, а спільний розподіл разом з відповідним спрямованим ациклічним графом утворюють байесову мережу, якщо виконуються такі умови:

- задані розподіли умовних ймовірностей визначають спільний розподіл ймовірностей змінних, що входять до спрямованого ациклічного графа;
- задані розподіли умовних ймовірностей є в дійсності умовними ймовірностями (які мають відношення до спільного розподілу) кожної змінної при наявності інформації щодо її батьків;
- заданий спільний розподіл, разом із спрямованим ациклічним графом, задовольняє припущенням умовної незалежності подій в БМ.

Таблиця умовних ймовірностей представляє собою матрицю вимірності $[n \times m]$, де n – число значень поточної змінної; m – число значень поточної батьківської змінної. Надалі будемо позначати цю матрицю через M , тобто, $M_{c|b} = p(C|B)$, що еквівалентно визначенню таблиці умовних ймовірностей. Тривіальна структура БМ та відповідна їй ТУЙ наведені на рис. 2.

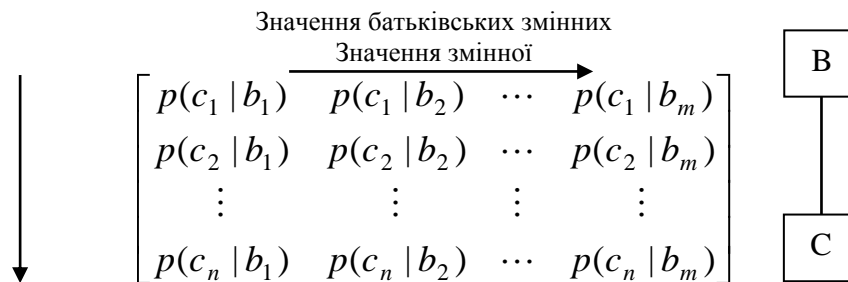


Рис. 2. Загальна структура таблиці умовних ймовірностей

Сума значень у кожному стовпчику матриці дорівнює 1, тому що події є вичерпними (повними) і незалежними.

Для прикладу з ідентифікацією цілей таблиці умовних ймовірностей мають вигляд, наведений на рис. 3.

$$\begin{matrix}
 & a_1 & a_2 & a_3 & a_1 & a_2 & a_3 & b_1 & b_2 \\
 [0,33 & 0,33 & 0,33] & b_1 & \begin{bmatrix} 0,9 & 0,6 & 0,2 \end{bmatrix} & c_1 & \begin{bmatrix} 0,9 & 0,2 \end{bmatrix} \\
 & & & b_2 & \begin{bmatrix} 0,1 & 0,4 & 0,8 \end{bmatrix} & c_2 & \begin{bmatrix} 0,1 & 0,8 \end{bmatrix}
 \end{matrix}$$

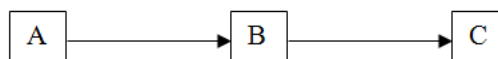


Рис. 3. Спрямований ациклічний граф і таблиці умовних ймовірностей для прикладу з ідентифікацією цілей.

Змінна A має рівномірний розподіл, тобто всі типи цілей можуть з'явитись з однаковою ймовірністю. Це реалістичне припущення у випадку, якщо дійсний розподіл невідомий. Якби задача ставилась для вибраної території наприклад на Близькому Сході, то розподіл ймовірностей доцільно змістити в сторону цілі типу SE-37, оскільки довільною випадковою ціллю в цьому регіоні може бути літак саме такого типу. ТУЙ між змінними A і B відображає рівень ворожості цілі. Так, SE-37 класифікується як ворожа ціль; Falcon – майже як нейтральна, а Hornet – як свій. ТУЙ між B і C відображає надійність визначення рівня ворожості цілі. Якщо від датчика спостереження надходить інформація, що ціль ворожа, то ймовірність помилки датчика складає 10%. Якщо ж ми отримаємо спостереження від датчика, що ціль – це свій, то ймовірність помилки датчика складає 20%, тобто, існує ймовірність 0,2, що ціль насправді ворожа.

Розповсюдження ймовірностей в мережі Байєса. Процес розповсюдження ймовірностей в БМ є основним процесом, на якому ґрунтується висновок, тобто прийняття рішення. Розповсюдження ймовірностей безпосередньо відображає процес розповсюдження інформації по мережі. Нехай W – множина, яка містить всі змінні, для яких можна отримати поточні значення. Таку множину називають інстанційованою. Розділимо множину інстанційованих змінних на дві наступні підмножини: W_B^- – множина, яка містить всі інстанційовані змінні, що знаходяться нижче вузла B ; W_B^+ – множина, яка містить всі інстанційовані змінні, що знаходяться над вузлом B . Для спрощення записів в подальшому будемо застосовувати такі позначення: $W_B^- = \lambda$ і $W_B^+ = \pi$. Таким чином, значення λ будуть поступати від вузлів-нащадків, що можна формально представити у вигляді:

$$\lambda(b_i) = \begin{cases} p(W_B^- | b_i), & \text{якщо } B \notin W, \\ 1, & \text{якщо } B \in W \text{ і } b_i \text{ – інстанційоване значення,} \\ 0, & \text{якщо } B \in W \text{ і } b_i \text{ – неінстанційоване значення,} \end{cases} \quad (2)$$

де b_i – конкретне значення із множини b , які може приймати змінна (вузол) B , тобто, b_i формують множину b . Стосовно виразу (2) іншими словами можна сказати: якщо $B \in W$ і b_i вже отримало значення від датчика чи експерта, то $\lambda(b_i) = 1$, а якщо $B \in W$, але b_i ще не отримало значення, то $\lambda(b_i) = 0$. Значення для π формалізується простіше:

$$\pi(b_i) = p(b_i | W_B^+). \quad (3)$$

Інформація до деякого довільного вузла мережі може надходити від батьківських вузлів π або від вузлів-нащадків λ . Так, $\pi(x)$ представляє інформацію, яка надходить від батьківського вузла X ; $\pi(x)$ називають також прямим оператором, оскільки він відображає розповсюдження інформації в напрямку до листків мережі (зверху-вниз). Можна також сказати, що $\pi(x)$

створює, опосередковано через батьківські вузли для X , каузальну (прогнозуючу) підтримку для припущення, що « $X = x$ » з боку всіх вузлів, які не відносяться до нащадків X . Коли конкретна змінна отримує нову інформацію від батьківських вузлів, вона повинна бути передана далі (вперед) до дитячих вузлів, якщо вони є. Розповсюдження інформації в напрямку «зверху-вниз» (тобто, в напрямку до листків) можна концептуалізувати за допомогою π – повідомлення. Значення π – це внутрішнє значення однієї змінної, яке використовується з метою обчислення величини довіри (умовної ймовірності) для однієї змінної.

Продовжимо розгляд прикладу з літаками. Нехай отримано повідомлення від датчиків, що ціль – SE-37. Мережа пересилає це π – повідомлення вперед. Оскільки SE-37 класифікується як ворожий об'єкт, то це повідомлення від датчика повинно збільшити ймовірність того, що об'єкт ворожий.

Подібно до π , λ також необхідно розглядати як λ – повідомлення і λ – значення. λ – повідомлення означає, що інформація передається «знизу-вверх», тобто, від листків до кореня, а λ – значення – це внутрішнє значення (величина) змінної. $\lambda(x)$ називають зворотним оператором, оскільки він свідчить про розповсюдження інформації в напрямку до кореня; він також представляє собою ретроспективне (діагностичне) підтвердження того, що від нащадків вузла X отримано інформацію, що « $X = x$ ». Використання означення «діагностичний» є виправданим, оскільки λ – повідомлення поступають в мережу тоді, коли інстанціюється (приймає конкретне значення) один або більше атрибутів. λ – повідомлення безпосередньо впливає на кожне λ – значення змінної. Обидва, π – і λ – значення використовуються для оновлення величини довіри змінної. Довіра – це розподіл ймовірностей, який ґрунтується на всій інформації, що міститься в мережі. Таким чином, можна виразити загальний ступінь довіри до виразу « $X = x$ » шляхом об'єднання і нормування π – і λ – значень:

$$Bel(x) = \alpha \lambda(x) \pi(x), \quad (4)$$

де α – нормуюча константа. Рівняння (4) характеризує розподіл ймовірності деякого атрибута. Якщо довіра будь-якого вузла змінюється, він посиляє π – повідомлення до своїх нащадків. Тобто, π – повідомлення завжди передаються в прямому напрямку по мережі, коли з'являється спостереження однієї змінної. Тому π – повідомлення і π – значення називають «діагностичною» інформацією. Таким чином, вже відомо як обчислити всі λ – і π – значення. Значення довіри для однієї змінної можна обчислити шляхом комбінування всіх вхідних π – і λ – повідомлень.

Тепер виконаємо обчислення для прикладу з ідентифікацією цілей. Припустимо, що отримано спостереження, яке говорить, що ціль ворожа. Це означає, що змінна C приймає значення (інстанціюється значенням) c_1 , а тому змінній B передається вектор $[0,9 \ 0,2]$. Від B сигнал передається до A (оскільки змінна A має

рівномірний розподіл, то воно не змінює число значень одного вхідного λ -повідомлення):

$$\begin{bmatrix} 0,9 & 0,2 \\ 0,1 & 0,4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,83 & 0,62 & 0,34 \end{bmatrix}$$

Після нормування отримуємо розподіл ймовірностей для типу цілі:

$$\begin{bmatrix} 0,46 & 0,35 & 0,34 \end{bmatrix}$$

Тобто, можна зробити такий висновок: якщо об'єкт ворожий, то найбільш ймовірним типом цілі є СЕ-37 [5].

Побудова експертної системи для технічного діагностування. Як приклад ЕС з використанням байєсівських мереж розглянемо експертну систему, що дозволяє виконувати аналіз і прогнозування технічного стану устаткування, а також його діагностування на підставі даних спостережень за рядом контрольованих параметрів і проведення додаткових процедур тестування [6].

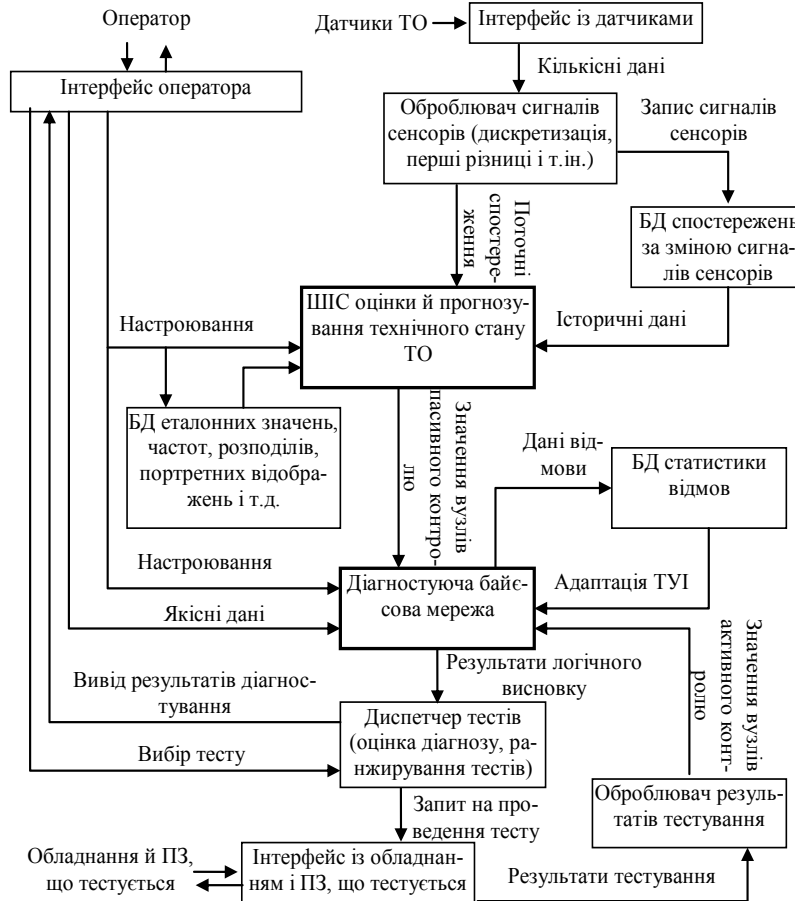


Рис. 4. Концептуальна модель експертної системи технічного діагностування та прогнозування відмов

Концептуальна модель експертної системи діагностування представлена на малюнку 4. Система може бути умовно розділена на вісім логічних блоків: блок інтерфейсів, блок обробки сигналів сенсорів і результатів тестування, блок оцінювання і прогнозування технічного стану технічного об'єкту, база даних спостережень за зміною сигналів сенсорів, база даних еталонних значень, база даних статистики відмов, блок логічного висновку, представлений байєсівською мережею і блок управління тестами (диспетчер тестів). Функціональний опис кожного блоку представлений нижче.

Блок інтерфейсів

Включає інтерфейс оператора (системного програміста), інтерфейс з датчиками та інтерфейс з тестуючим обладнанням і програмним забезпеченням. Цей блок виконує такі основні функції:

- введення даних, що поступають з сенсорів технічного об'єкту, для якого проводиться діагностування;

- висновок інформації про результати діагностування;
- управління процесом діагностування, включаючи можливість вибору тестів, відмінних від пропонуєваних системою;
- передачу команд на проведення додаткових тестів;
- введення результатів додаткового тестування;
- налаштування параметрів підсистеми оцінки і прогнозування технічного стану, представленої штучною імунною системою;
- формування бази даних еталонних значень;
- налаштування підсистеми логічного висновку, представленої діагностуючою байєсівською мережею;

Блок обробки сигналів сенсорів та результатів тестування

Здійснює перетворення даних, що поступають, до вигляду, придатного для подальшого використання. Функції цього блоку включають:

- дискретизацію неперервних сигналів, що поступають з датчиків кількісного контролю технічного об'єкту. Дискретизація може проводитися на підставі частотного розподілу сигналів або за обраними інтервалами;
- обчислення знаків зміни сигналів, що поступають з датчиків;
- побудова гістограм розподілів і обчислення статистичних характеристик сигналів;
- квантування сигналів для отримання портретних відображень;
- спеціальний аналіз сигналів, що поступають з датчиків або отриманих в результаті проведення тестів.

Блок оцінювання і прогнозування технічного стану

Цей блок здійснює відстежування змін технічного стану об'єкту під час його роботи. Оброблені сигнали у формі поточних спостережень поступають на вхід цього блоку, де відбувається їх порівняння з еталонними значеннями інтервалів, частот, розподілів, портретних відображень і так далі. При виявленні відхилень значень поточних спостережень від норми відбувається прогнозування динаміки цих змін. При цьому можна скористатись штучною імунною системою, яка здійснює прогнозування часового ряду за історичними даними спостережень.

База даних системи діагностування

База даних зберігає наступні елементи:

- спостереження за зміною контрольованих параметрів технічного об'єкту, які поступають в базу в період експлуатації і використовуються підсистемою прогнозування технічного стану;
- еталонні значення контрольованих параметрів технічного об'єкту, які записуються в базу на етапі налаштування і використовуються підсистемою оцінки технічного стану;
- статистику відмов технічного об'єкту (типи відмов і їх характеристики), що сталися в період експлуатації системи діагностування, інформація про яких використовується для коригування таблиць умовних ймовірностей діагностуючої байєсівської мережі.

База даних представлена трьома блоками.

Блок логічного висновку (діагностуюча байєсівська мережа)

Формує логічний висновок відносно стану цільових вузлів ймовірнісної моделі технічного об'єкту на підставі значень спостережень за контрольованими параметрами (значення вузлів пасивного контролю) і результатів додаткового тестування (значення вузлів активного контролю). Причому в якості значень вузлів пасивного контролю можуть використовуватися як поточні спостереження, так і результати прогнозування спостережень, виконаного блоком оцінки і прогнозування технічного стану. Налаштування структури і таблиць умовної ймовірності байєсівської мережі виконується системним програмістом за допомогою блоку інтерфейсів системи. В процесі експлуатації системи, на підставі статистики відмов, відбувається автоматичне коригування таблиць умовної ймовірності за методом налаштування параметрів байєсівської мережі з використанням навчальних прикладів.

Блок диспетчеру тестів. Блок має наступні функціональні характеристики:

- вибір сценарію діагностування і формування розділів сценарію;
- ранжирування тестів на основі інформативно-вартісного показника за вибраним сценарієм;
- формування черги тестів і запитів на проведення операцій тестування;
- формування звіту про результати діагностування;

Блок має взаємозв'язок з підсистемою оцінювання і прогнозування технічного стану і при необхідності може включати в звіт дані про розрахункові терміни працездатності устаткування за порушених умов експлуатації.

Порівняльний аналіз експертних систем та байєсівських мереж довіри. Істотною відмінністю між системами, заснованими на правилах, і системами на основі байєсівських мереж є різний підхід до прийняття рішень. Основані на правилах системи намагаються відтворити хід логічних висновків експерта [7], у той час як в байєсівських мережах більша увага приділяється моделюванню взаємозв'язків як предметній області. Таким чином, системи на байєсівських мережах більше тяжіють до систем підтримки прийняття рішень, ніж до експертних систем у їх класичному розумінні.

Фундаментальною відмінністю між системами на нейронних мережах і байєсівськими мережами довіри є те, що нейрони прихованих шарів нейромережі не інтерпретуються в предметній області, у той час як усі вузли байєсівської мережі представляють концепції, ясні і зрозумілі по відношенню до неї. Це означає, що вузол байєсівської мережі і відповідні йому ймовірності можуть бути об'єктом експертного обговорення незалежно від контексту задачі, що розв'язується, та їх ролі у ній. В той же час нейрони прихованих шарів мають значення лише в контексті функціональності нейромережі. Таким чином, ЕС на основі байєсівських мереж може бути укомплектована базою знань без специфічного для нейромереж процесу навчання на конкретній задачі. Сказане вище означає, що побудова байєсівської мережі вимагає докладних знань експертами причинно-наслідкових зв'язків у предметній області. Якщо йдеться про систему, яка має надавати можливість використання завчасно отриманих експертних знань, тим більше таких, що мають інтуїтивну складову, то моделювання у такому випадку краще виконувати за допомогою байєсівської мережі. До того ж, байєсівська мережа так само може бути піддана процесу навчання, суть якого полягає в коригуванні ймовірностей при отриманні нової інформації про сукупність станів її вузлів.

Нарешті, байєсівські мережі в експертних системах мають такі значні переваги, як можливість обчислювального трактування алгоритмів логічного висновку, оскільки теорія, що лежить в його основі, має аксіоматичне обґрунтування, відпрацьоване протягом останніх десятиліть, у той час, як системи, засновані на теорії нечітких множин, теорії функцій довіри, теорії Демпстера-Шефера не мають строгого математичного обґрунтування і в більшості випадків використовують евристичні процедури. Слід також зазначити такі переваги, як гнучкість процесу розповсюдження

інформації і врахування рівня суб'єктивізму експертів при використанні мереж Байеса.

Висновки

В роботі розглянуто принципи функціонування експертних систем, заснованих на правилах, та задачі, які за допомогою них розв'язуються. Наведено невизначеності в експертних системах, та проблеми, що ними породжуються. Також визначається, що байєсові мережі – перспективний імовірнісний інструментарій для моделювання складних ієрархічних процесів (статичних і динамічних) з невизначеностями довільного характеру, який будується у вигляді спрямованого ациклічного графа, що відображає причинні зв'язки між вузлами (змінними) досліджуваного процесу. Наведено практичний приклад застосування БМ до розпізнавання повітряних цілей.

Порівнюючи байєсівські мережі довіри, як експертні системи з іншими напрямками їх побудови, можна зробити висновок про низку переваг мереж Байеса, серед яких варто виділити можливість обчислювального трактування алгоритмів логічного висновку, гнучкість процесу розповсюдження інформації і врахування рівня суб'єктивізму експертів.

Також слід зазначити, що істотною відмінністю між системами, заснованими на правилах, і системами на основі байєсівських мереж є різний підхід до прийняття рішень. Основані на правилах системи намагаються відтворити хід логічних висновків експерта, у той час як в байєсівських мережах більша увага приділяється моделюванню взаємозв'язків як предметній області. Таким чином, системи на байєсівських мережах більше тяжіють до систем підтримки прийняття рішень, ніж до експертних систем в їх класичному розумінні.

ЛІТЕРАТУРА

1. Морозов М. Н. Системы искусственного интеллекта: курс лекций по дисциплине „Искусственный интеллект». МарГТУ, Йошкар-Ола, Российская Федерация. – Доступна з: <http://www.marstu.mari.ru:8101/mmlab/home/AI/index.html>
2. Левин Р., Дранг Д., Эделсон Б. Практическое введение в технологию искусственного интеллекта и экспертных систем с иллюстрациями на Бейсике. Перевод с англ. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 230 с.
3. Хабаров С. Экспертные системы (конспект лекций). – Доступний з: <http://expert-sistem.narod.ru/konspekt.html>
4. Згуровський М. З., Бідюк П. І., Терентьев О. М. Системна методика побудови байєсових мереж // Наукові вісті НТУУ «КПІ». – 2007. – № 4. – С. 47–61.
5. Hautaniemi S. *Target identification with bayesian networks*: master of science thesis / Automation Department, Tampere University of technology, Finland, 2003, 240 pp.
6. Фефелов А. А. Использование байесовских сетей для решения задачи поиска места и типа отказа сложной технической системы / А. А. Фефелов // Автоматика. Автоматизация. Электронные комплексы и системы. – 2007. – № 2. – С. 87–93.
7. Jensen F. V., Lauritzen S. L. *Probabilistic Networks / Tech. Rep.* Aalborg University, Denmark, 2000. – 30 pp.

© Боярова К. І.,
Бідюк П. І., 2012

Дата надходження статті до редколегії 15.05.2012 р.

БІДЮК П. І. – д.т.н., професор кафедри математичних методів системного аналізу НТУУ «КПІ».

БОЯРОВА К. І. – аспірантка НТУУ «КПІ».