

УДК 62-50

**БІДЮК П.І., Інститут прикладного системного аналізу (ННК ПСА)**

**Бідюк Петро Іванович** – д.т.н., професор Інституту прикладного системного аналізу Національного технічного університету "КПІ". Сфера наукових інтересів: математичне моделювання, структурна і параметрична ідентифікація, прогнозування, статистичні методи обробки даних.

## ОЦІНЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ МАЛОГО ПІДПРИЄМСТВА ЗА ДОПОМОГОЮ МЕРЕЖІ БАЙЄСА

*Запропоновано процедуру побудови експертної системи на основі мережі Байєса, яка надає можливість оцінювати та прогнозувати стан підприємства в умовах впливу збурень довільних типів та різної природи. Мережа Байєса – потужний імовірнісний інструмент, створення якого ґрунтуються на експериментальних даних. Наведено приклад побудови мережі та її застосування до задачі визначення стратегії підприємства.*

*Expert system construction procedure is proposed on the basis of Bayesian network that provides a possibility for estimating and forecasting state of small business in conditions of influence of disturbances of different types and nature. Bayesian network is a powerful probabilistic instrument that is constructed on the basis of experimental data. An example of application of the net constructed is provided that touches upon determining strategy of small business.*

### 1. Вступ

В умовах інтенсивного розвитку підприємництва однією з найважливіших задач комп’ютеризації бізнесу є впровадження комп’ютерних інформаційних систем у всі ланки бізнес-відносин між суб’єктами господарювання. Важливою сферою застосування таких систем є малий бізнес. Відомо, що для малих підприємств характерна швидка зміна інформації, що обробляється – асортименту продукції, балансу попиту і пропозиції, кон’юнктури ринку і загалом великий об’єм інформаційних потоків. На сьогоднішній день доводиться констатувати низький рівень автоматизації діяльності таких підприємств. Наприклад, для типового підприємства торгівельної галузі масштабу роздрібного магазину комп’ютеризація на сьогодні у країному випадку виливається у класичне документування даних з неможливістю їх подальшого використання, а тим більше аналітичної обробки. Як наслідок, – відсутність інформаційних систем широкого профілю призводить до неможливості застосування будь-яких інтелектуальних систем прийняття рішень чи прогнозування.

Для виправлення цієї ситуації необхідно чітко усвідомлювати етапи, які має пройти мале підприємство, щоб отримати можливість вигідно застосовувати комп’ютерні інформаційні системи. Проблема часткової інформатизації підприємств, або ж характерна на сьогодні „клаптикова автоматизація” бізнес-діяльності якраз і є прямим наслідком нерозуміння специфіки цього процесу.

Типова схема автоматизації малого підприємства виглядає на перший погляд досить тривіально і включає наступні етапи:

- 1) Автоматизація окремої сфери діяльності підприємства;
- 2) Автоматизація суміжних сфер;
- 3) Автоматизація усієї бізнес-системи.

Однак ключовим моментом цього процесу є зростаюча складність переходу від попереднього до наступного етапу. Саме внаслідок несумісності розроблених систем в одній сфері з аналогічними розробками у суміжних галузях найчастіше зупиняються на першому етапі – наприклад, на розробці і впровадженні системи автоматизації бухгалтерської діяльності. Але така система не може бути поєднана з автоматизацією обліку товарів на складі. Операції, що виконуються бухгалтерією і працівниками складу, принципово різні, і не можуть бути поєднані простим злиттям у єдине ціле.

Те ж саме маємо при переході від другого етапу до третього. Автоматизація всієї бізнес-системи в цілому ставить додаткові задачі, наприклад, проблеми конфіденційності інформації при розподілі ролей між ланками підприємства та розширення ролі типової облікової інформаційної системи до системи прийняття рішень.

У такій ситуації існує єдиний вихід – створення єдиної інформаційної системи підприємства. Це означає, що має існувати єдина база даних (БД) з уніфікованим форматом представлення даних, мають бути спроектовані і створені програмні реалізації інтерфейсів для роботи з БД, і має бути створена комп'ютерна система підтримки прийняття рішень (СППР), що використовує інформацію з цієї бази даних. При такому підході автоматично створюються умови для отримання інформації в стандартизованому представленні, що дає можливість обробляти її у аналітичних системах; отже, виникають передумови для впровадження в бізнес-діяльність підприємства формалізованих систем підтримки прийняття рішень (наприклад, таких, що використовують алгоритми розв'язку оптимізаційних задач). Надалі ті ж дані і алгоритмічні процедури можуть стати основою для бази знань потужнішої інтелектуальної системи – експертної системи з широким колом задач, що розв'язуються.

Таким чином, повноцінна комп'ютеризація діяльності суб'єкта малого бізнесу (незалежно від типу системи, що проєктується) спирається на ядро інформаційної системи у вигляді бази даних і програм, що обробляють дані.

## 2. Постановка задачі

Основна задача – побудувати комп'ютерну інформаційну систему для оцінювання і прогнозування стану малого підприємства на основі сучасних імовірнісних методів формування статистичного висновку. Для розв'язку основної задачі необхідно створити мережу Байєса на множині зв'язаних подій  $X_i, i = 1, \dots, n$  з відомими ап'юорними імовірностями, тобто, побудувати ацикличний граф  $G$ , який характеризується множиною параметрів  $B$ ; дослідити характеристики отриманої мережі з метою її подальшого застосування до аналізу та оцінювання стану малого бізнесу. При цьому передбачається, що на події  $X_i, i = 1, \dots, n$  впливають невизначеності різного характеру і природи, а також існують дані, що описують відповідні події, зв'язані з діяльністю малого підприємства.

## 3. Розробка інформаційної СППР на основі мережі Байєса

Актуальним напрямком розвитку комп'ютерних систем є інтелектуалізація процесів обробки даних. Процес інтелектуалізації інформаційної системи підтримки прийняття рішень (СППР) означає надання користувачеві принципової можливості не лише отримувати інформацію на основі обробки даних, але й використовувати в процесі роботи цю інформацію, а також накопичені професіоналами досвід і знання. В даній

роботі під інформаційною СППР будемо розуміти будь-яку комп'ютерну інформаційну систему, яка надає при прийнятті рішень допомогу різного характеру (обчислення, пошук, формування висновку, зручне представлення результатів і т.п.). Різновидністю СППР є експертні системи (ЕС) [3].

На сьогодні склалася певна технологія розробки ЕС, що складається з шести етапів (рис. 1): ідентифікація, концептуалізація, формалізація, реалізація, тестування і дослідно-експериментальна експлуатацію.

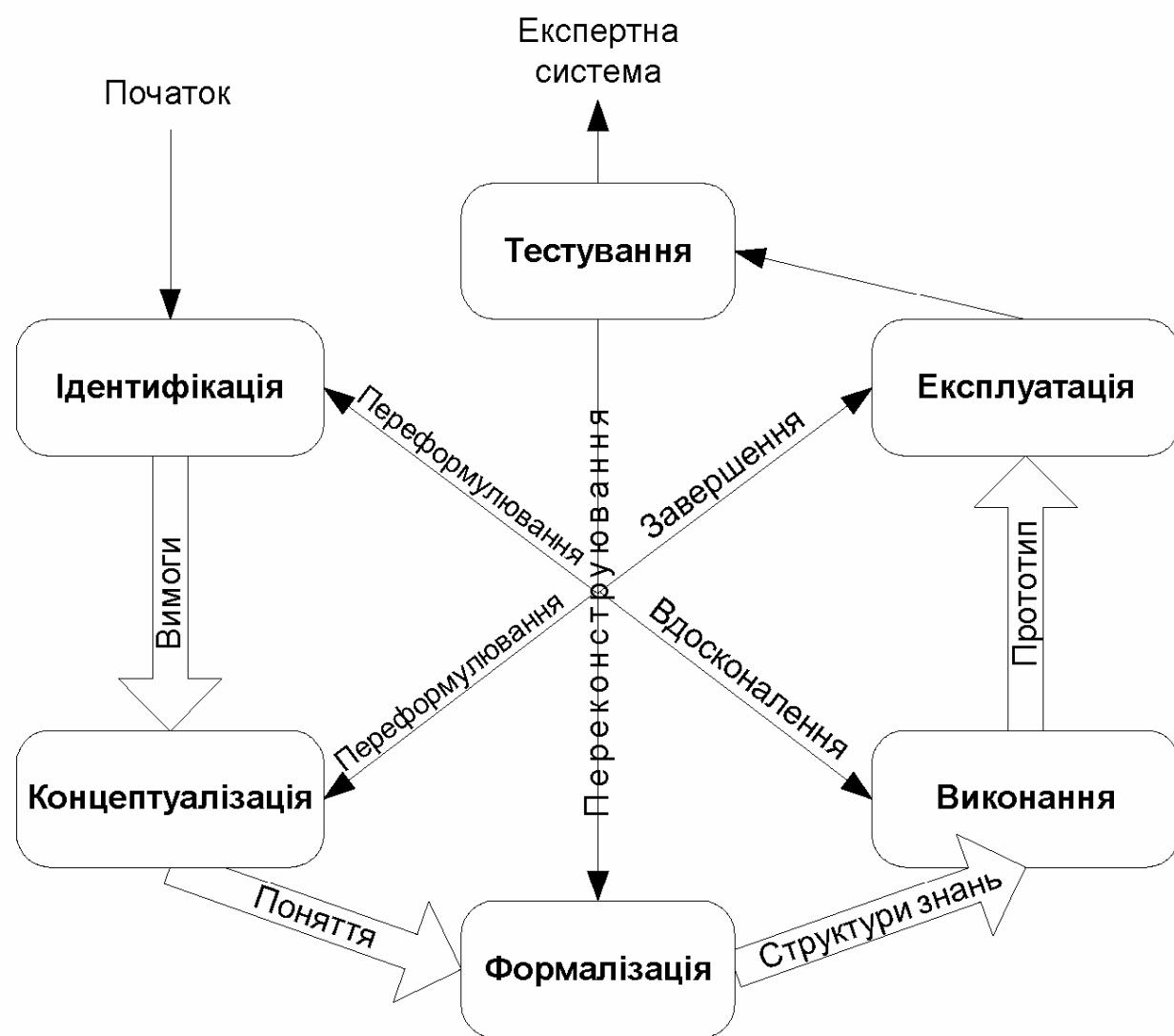


Рис. 1. Технологія розробки ЕС

На етапі ідентифікації визначаються задачі, які підлягають розв'язку, виявляються цілі розробки, визначаються експерти й типи користувачів. На етапі концептуалізації виконується змістовний аналіз проблемної області, виявляються наявні поняття і їхні взаємозв'язки, визначаються методи вирішення поставлених задач. На етапі формалізації обирається інструментарій і визначаються способи подання всіх типів знань; формалізуються основні поняття, визначаються способи інтерпретації знань, моделюється робота системи, оцінюється адекватність понять, методів розв'язку, засобів подання і маніпулювання знаннями. На етапі виконання здійснюється наповнення експертом бази знань.

У зв'язку з тим, що основою будь-якої експертної системи є знання, даний етап є найбільш важливим і найбільш трудомістким етапом розробки ЕС. Процес накопичення знань розділяють на отримання знань від експерта, організацію знань, яка забезпечує ефективну роботу системи, і подання знань у вигляді, зрозумілому ЕС.

Розповсюдженими підходами до розробки ЕС є наступні: системи на основі правил, системи з використанням нейронних мереж і експертні системи на основі мереж довіри Байеса (МБ). В даній роботі використано підхід на основі МБ.

### *Системи на основі МБ*

Мережі довіри Байеса, або просто байесівські мережі, складаються з множини вузлів і сукупності спрямованих ребер, що з'єднують ці вузли між собою (більш детально мережі Байеса розглядаються у наступному підрозділі цієї роботи). Ребра визначають причинно-наслідкові зв'язки у предметній області, що більшою частиною не є однозначно визначеними. Вірогідність твердження (чи дії) представляється за допомогою ймовірності.

Концепція байесових мереж полягає в оновленні ймовірностей при надходженні додаткової інформації. Математичним підґрунтям цього процесу є теорема Байеса. На відміну від систем, заснованих на правилах, метод оновлення ймовірностей у байесових мережах є фундаментальним, і, якщо модель і інформація є коректними, він обчислить нові ймовірності правильно (відносно аксіом класичної теорії ймовірностей).

Інформацію може отримувати кожен вузол (змінна) мережі, оскільки метод оновлення ймовірностей є інваріантним відносно напрямку розповсюдження інформації по ребрам мережі. Таким чином, байесова мережа, як основа експертної системи, значно розширює можливості аналізу і прийняття рішень, оскільки дозволяє робити і прямий, і зворотний логічний висновок одночасно. Крім того, одночасне введення інформації про стани декількох вузлів не змінює алгоритму обробки мережі, що дає можливість виключити ситуації логічної суперечності, які часто мають місце в подібних випадках для інших методів.

Побудова байесової мережі вимагає докладних знань причинно-наслідкових зв'язків між подіями предметної області. Якщо такі знання можуть бути отримані в результаті обробки навчальних вибірок, то побудова ЕС на нейронній мережі видається більш доцільною. Така ситуація має місце, наприклад, у задачах аналізу зображень, машинного розпізнавання рукописних текстів чи інших задачах, якість розв'язання яких залежить переважно від досвіду. Якщо йдеться про систему, яка має надавати можливість використання завчасно отриманих експертних знань, а тим більше таких, що мають інтуїтивну складову, то в такому випадку моделювання краще виконувати за допомогою байесової мережі. Крім того, байесова мережа так само може навчатись. Суть навчання полягає в корегуванні ймовірностей при отриманні нової інформації про сукупність станів її вузлів.

Нарешті, байесові мережі в експертних системах мають такі значні переваги, як можливість обчислювального трактування алгоритмів логічного висновку, гнучкість процесу розповсюдження інформації і врахування рівня суб'єктивізму експертів. З усього цього випливає, що експертну систему для малого бізнесу доцільно побудувати саме на основі мереж Байеса.

### *Поняття мережі довіри Байеса*

МБ використовуються для моделювання предметних областей, які характеризуються невизначеністю. Невизначеність може бути спричинена недостатнім розумінням предметної області, неповним знанням її стану у момент прийняття рішення, випадковим характером механізмів, що визначають поведінку цієї області, впливом

випадкових збурень або ж комбінацією перелічених факторів. МБ – це граф, вершини якого з'єднані спрямованими ребрами з приєднаною до кожного вузла імовірнісною функцією. МБ – спрямований ацикличний граф (САГ), тобто граф, у якому не існує спрямованого маршруту, що починається і закінчується в одній і тій же вершині.

**Вершина** МБ представляє дискретну випадкову змінну із скінченим числом станів, або неперервну гаусову випадкову величину. У цій роботі розглядаються лише МБ з дискретними змінними, для яких як синоніми вживаються назви „вузол” чи „вершина”. Ребра між вершинами представляють причинні зв'язки між ними.

Якщо вершина не має батьків (тобто не існує ребер, спрямованих до неї), вона буде характеризуватись таблицею безумовних імовірностей. У випадку дискретної вершини така таблиця містить розподіл імовірностей між усіма можливими станами цієї вершини. Якщо ж вершина має батьків (тобто одне чи декілька ребер, напрямлених до неї), то вона містить **таблицю умовних імовірностей**, кожна комірка якої містить умовну імовірність перебування вершини у певному стані у випадку певної конфігурації станів усіх її батьків. Таким чином, число комірок таблиці умовних імовірностей дискретної вершини МБ дорівнює добутку кількості можливих станів цієї вершини на добуток кількостей можливих станів усіх її батьківських вершин.

Проста тривіальна МБ, що зображена на рис. 2, відображає причинно-наслідковий зв'язок між двома елементами деякої предметної області –  $A$  і  $B$ . Наявність причинного зв'язку від  $A$  до  $B$  означає те, що коли  $A$  знаходиться у деякому стані, це має вплив на стан  $B$ .

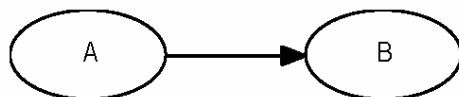


Рис. 2. Тривіальна байесова мережа

Випадкова дискретна змінна, яка відповідає вершині  $A$ , може знаходитись в одному з двох станів –  $a_1$ , або  $a_2$ . Вершина  $B$  має три можливих стані:  $b_1$ ,  $b_2$ ,  $b_3$ . Таблиці умовних імовірностей для цих вершин мають такий вигляд:

**Таблиця 1. Умовні ймовірності для вершин тривіальної мережі**

A	$P(a_i)$	B	$P(b_i   a_i)$	
			$P(b_i   a_1)$	$P(b_i   a_2)$
$a_1$	0.5	$b_1$	1	0.6
$a_2$	0.5	$b_2$	0	0.2
		$b_3$	0	0.2

Оскільки вершина  $A$  не має батьків, значення імовірностей її станів не є залежними (про розподіл імовірностей станів вершини  $A$  у такому разі говорять, що задані *апріорні* імовірності її станів). Для вершини  $B$ , навпаки, імовірності станів залежать від стану її батьківської вершини  $A$ :

- якщо  $A$  знаходиться у стані  $a_1$ , то  $B$  знаходиться у стані  $b_1$ ;
- якщо  $A$  знаходиться у стані  $a_2$ , то імовірність знаходження  $B$  у стані  $b_1$  дорівнює 0,6, а у станах  $b_2$  і  $b_3$  – 0,2.

Отже, **мережа Байеса** характеризується парою  $(G, P)$ , де  $G = (V, E)$  – спрямований ацикличний граф на скінченній множині вершин  $V$ , поєднаних між собою сукупністю спрямованих ребер  $E$ , а  $P$  – множина (умовних) розподілів імовірностей. МДБ має наступні властивості:

- кожна вершина з множини  $V$  може приймати одне значення зі скінченої множини взаємовиключних значень (станів);
- кожній вершині  $A \in V$  зі змінними-батьками  $B_1, B_2, \dots, B_n$  поставлена у відповідність таблиця умовних імовірностей  $P(A | B_1, B_2, \dots, B_n)$ .

Якщо вершина  $A$  не має батьків, то замість умовних імовірностей (автоматично) використовуються безумовні імовірності  $P(A)$ . Зауважимо, що вимога відсутності орієнтованих циклів у графі є суттєвою – для графів з спрямованими циклами не запропоновано методів обчислення імовірностей. В цілому, побудова і використання МБ складається з наступних кроків:

1. Аналіз процесу; збір даних і отримання експертних оцінок.
2. Формування бази даних.
3. Генерування топології мережі (вузли і дуги).
4. Визначення априорних імовірностей подій; оптимізація топології.
5. Навчання мережі.
6. Використання мережі для класифікації, прогнозування, діагностики і т.п.
7. Представлення результатів у формі, зручній для користувача.

Саме *процес обчислення імовірностей* є основою для прийняття рішень в умовах невизначеності на основі МБ. Розкриття невизначеності здійснюється у байесових мережах шляхом обчислення імовірностей станів вершин, що нас цікавлять, на основі наявної інформації про значення (частини) інших вершин мережі. Математичне підґрунття для цього процесу визначає байесівський підхід до аналізу невизначеності і відповідний йому апарат класичної теорії імовірностей.

Основу байесівського підходу складає поняття *умовної імовірності*. Умовна імовірність  $P(A | B) = x$  позначає, що при умові виникнення  $B$  (і усього іншого, що не має відношення до  $B$ ) імовірність виникнення  $A$  дорівнює  $x$ . Спільна імовірність наступу  $A$  і  $B$  визначається формулою повної імовірності:

$$P(A, B) = P(A | B)P(B) = P(B | A)P(A). \quad (1)$$

Рівняння (1) є *фундаментальним правилом* числення імовірностей і основою для *теореми Байєса*:

$$P(B | A) = \frac{P(A | B)P(B)}{P(A)}. \quad (2)$$

Теорема Байєса застосовується, якщо існує інформація про залежні змінні (*свідоцтва*), а суть дослідження полягає у визначенні імовірностей вихідних змінних (*причин*). Так, за умови наявності умовної імовірності  $P(B | A)$  виникнення деякої події  $B$  при умові, що має місце подія  $A$ , теорема Байєса дає розв'язок оберненої задачі – якою є імовірність виникнення події  $A$ , якщо подія  $B$  відбулася.

Дійсно, нехай  $A_1, A_2, \dots, A_n$  – повна група несумісних взаємовиключних подій (чи альтернативних гіпотез). Апостеріорна імовірність  $P(A_j | B)$  кожної з подій  $A_j, j = 1..n$  при умові, що сталася подія  $B$ , може бути знайдена через априорну імовірність  $A_j$  [2]:

$$P(A_j | B) = \frac{P(B | A_j)P(A_j)}{P(B)} = \frac{P(B | A_j)P(A_j)}{\sum_{j=1}^n p(B | A_j)P(A_j)}. \quad (3)$$

Перед тим, як дати опис практичних алгоритмівчислення імовірностей у байесівських мережах, наведемо означення деяких характерних для теорії МБ понять [3, 5, 6].

➤ **Спільна ймовірність** (спільний розподіл ймовірностей) усіх вершин мережі є якнайповнішим статистичним описанням спостережуваних даних. Спільний розподіл представляється функцією багатьох змінних по числу досліджуваних змінних в задачі. У загальному випадку таке описание вимагає задавання ймовірності всіх допустимих конфігурацій станів всіх змінних, що не вдається можливим для практичної реалізації. Байесівська мережа представляє собою компактне *представлення повної імовірності* – концепцію збереження інформації, на основі якої може бути обчислена повна імовірність.

➤ **Ланцюгове правило** є засобом обчислення повної ймовірності у байесових мережах. Якщо МБ – байесова мережа на множині вершин  $U = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ , то спільний розподіл імовірностей є добутком усіх умовних імовірностей, визначених у МБ:

$$P(U) = \prod_i P(A_i | \text{par}(A_i)), \quad (4)$$

де  $\text{par}(A_i)$  – множина (станів) батьківських вершин для  $A_i$ .

➤ **Умовна незалежність** вершин байесової мережі означає блокування впливу між цими вершинами. Змінні (множини змінних)  $A$  і  $C$  є незалежними при відомому стані змінної  $B$ , якщо

$$P(A | B) = P(A | B, C). \quad (5)$$

Це означає, що якщо стан вершини  $B$  відомий, то ніяка інформація про  $C$  не змінює імовірності  $A$ .

➤  **$d$ -роздільність** (англ.  $d$ -separation) вершин  $A$  і  $B$  байесівської мережі означає, що у разі введення нової інформації (свідоцтва)  $e$  має місце рівність  $P(A | B, e) = P(A | e)$ . Поняття  $d$ -роздільності є вираженням властивості людського мислення, що полягає у визначенні конфігурації причинних зв'язків між двома змінними таким чином, що нова інформація про одну змінну не змінює невизначеності іншої.

➤ **Маржиналізація** означає підсумовування імовірностей на реалізаціях усіх змінних, окрім вибраних. Вона використовується для обчислення імовірностей змінних, які нас цікавлять, на основі повної імовірності:

$$P(A) = \sum_B P(A, B). \quad (6)$$

➤ **Логічний висновок** в мережах Байеса означає обчислення умовних імовірностей деяких змінних на основі наданої інформації про інші змінні.

➤ **Розповсюдження** в МБ означає процес обчислення апостеріорних імовірностей для тих вузлів мережі, які не є спостережуваними, на основі значень спостережуваних вузлів (тобто свідоцтв).

## Логічний висновок в байєсових мережах

Ключовим поняттям числення імовірностей в байєsovих мережах є **процес оновлення імовірностей**, або зміна міри довіри (англ. belief updating). Алгоритм цього процесу визначає спосіб отримання апостеріорних імовірностей вершин мережі на основі отриманої інформації. Таким чином, оновлення міри довіри вершин може розглядатися як синонім логічного висновку в мережах Байєса. По відношенню до вершини МБ **довіра** (англ. belief) – це розподіл імовірностей, обумовлений усіма свідоцтвами, що поступили в мережу.

Нехай МБ є мережею на множині змінних  $U$ , і нехай  $e$  – множина тверджень вигляду „змінна  $A$  знаходитьться у стані  $a$ ”. Таким чином,  $e$  представляє собою твердження „спільна конфігурація вершин  $A, \dots, B$  задана як  $(a, \dots, b)$ ”. Ми прагнемо знайти апостеріорний розподіл імовірностей  $P(X | e)$  для усіх змінних  $X \in U$ .

Математично ця задача може бути розв’язана наступним чином:

- використати ланцюгове правило для обчислення  $P(U)$ ;
- відокремити  $P(U, e)$  – частину  $P(U)$ , відповідну конфігурації  $(a, \dots, b)$ ;
- отримати  $P(X, e)$  шляхом маржиналізації  $P(U, e)$  для кожного  $X \in U$  (тобто для кожного стану  $x \in X$  підсумувати усі елементи  $P(U, e)$ , для яких  $X$  знаходиться у стані  $x$ );
- обчислити  $P(X | e)$  як результат нормалізації  $P(X, e)$ . Тобто, слід розділити  $P(X, e)$  на суму всіх його членів.

Однак, звичайно  $P(U)$  настільки об’ємна, що не може бути збережена в будь-якому комп’ютері; а навіть якщо це можливо, то необхідні обчислення можуть виявитися величезними. Відмова від використання повної імовірності  $P(U)$  може бути здійснена при переході на послідовне застосування теореми Байєса.

Дійсно, поставлена задача знаходження імовірностей  $P(X | e)$  на основі множини свідоцтв  $e$  відносно МБ може бути представлена як задача оновлення імовірностей на (під)мережі, до складу якої входить лише певна підмножина вузлів графу. Зменшення мережі до цієї підмножини відбувається шляхом послідовного виключення вузлів (маржиналізації) і механізму *інверсії ребер* графа на основі теореми Байєса. Приклад цього процесу продемонстровано на рис. 3, де показано, що для отримання розподілу  $P(C)$  вершини  $C$ , виконується послідовне звуження графа за допомогою виключення вершин (кроки 1, 2, 4, 5) та інверсії ребер (крок 3).

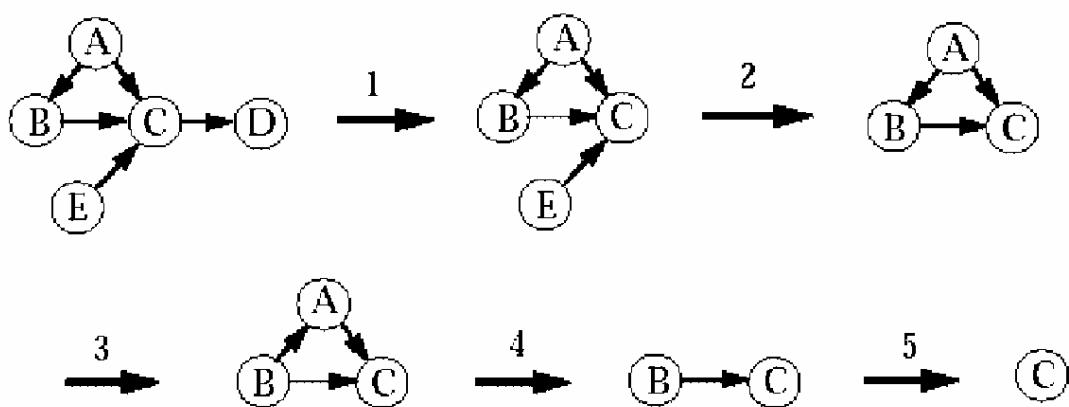


Рис.3. Приклад імовірнісного висновку

Послідовне застосування теореми Байєса для оновлення імовірностей у МБ має суттєві недоліки:

- для того, щоб визначити наступний вузол для виключення, необхідно розглянути усю мережу повністю;
- вплив свідоцтва простежується лише на окремий вузол, для виключених вузлів він невідомий;
- алгоритм концептуально послідовний, у той час як паралелізм видається більш адекватним для побудови життєздатних моделей людських міркувань.

У 1986 р. опубліковано *алгоритм логічного висновку* у МБ, що дозволяє уникнути цих недоліків [12, 13]. Його сутність полягає у використанні поняття *повідомлення*, згідно з яким оновлення імовірностей вершин мережі здійснюється шляхом розсылання кожною вершиною мережі двох типів повідомлень про свій стан:

- 1) повідомлення батьківським вершинам –  $\pi$ -повідомлення;
- 2) повідомлення дочірнім вершинам –  $\lambda$ -повідомлення.

Міра довіри для події  $X = x$  за цим алгоритмом розраховується як нормований добуток числового еквіваленту повідомлень  $\lambda(x)$  і  $\pi(x)$ . Не будемо наводити повного математичного описання цього алгоритму, оскільки теорія логічного висновку в МБ не є предметом розгляду цієї роботи. Однак оглянемо основні концепції архітектури обміну повідомленнями для обчислення апостеріорних імовірностей.

Звернемося знову до МБ, наведеної на рис. 3. Якщо ми отримали новий розподіл  $P^*(A)$  для вершини  $A$ , то фундаментальне правило числення імовірностей і маржиналізація можуть бути використані для обчислення нового розподілу  $B$ :

$$P^*(B) = \sum_A P(B | A)P^*(A). \quad (7)$$

Таким чином, розповсюдження в напрямку зв'язків досить просте. Можна розглядати це розповсюдження як повідомлення, надіслане від  $A$  до  $B$ . Це повідомлення є розподілом  $A$ , і на цій основі в  $B$  відбувається оновлення розподілу  $B$ .

Оновлення довіри відбувається і в протилежному напрямку: інформація щодо  $B$  може бути використана для зміни міри довіри  $A$ . У МБ інструментом розповсюдження імовірностей в зворотному напрямку є теорема Байєса. Не вдаючись в подробиці, скажемо, що ця ситуація також може бути розглянута як розповсюдження розподілу від  $B$  до  $A$  у вигляді повідомлення. В вузлі  $A$  це повідомлення також використовується для оновлення міри довіри.

Розглянемо МБ, граф якої є деревом. Повідомлення можуть надсилятися в обох напрямках, тобто вершина дерева  $X$  може надіслати повідомлення до будь-якої сусідньої вершини  $Y$ . Повідомлення, що надсилається, є поточним розподілом  $X$ , і вершина  $Y$  використовує це повідомлення для оновлення власного розподілу.

Нехай тепер вершини надсилають повідомлення не упорядковано, після чого на деякий час переходятять в режим очікування. Може бути доведено, що у такому разі існує стан рівноваги (*стабільний стан*), в якому жодне подальше повідомлення не буде змінювати ніякого розподілу. Більше того, цей стабільний стан може бути досягнутий після скінченої кількості пересилань повідомлень, і у цьому стані кожна вершина буде зберігати коректний розподіл імовірностей.

Пересилання повідомлень може бути впорядковане за допомогою наступного правила: вершина  $X$  може надіслати повідомлення своєму сусіду  $Y$ , якщо  $X$  отримала повідомлення від усіх своїх інших сусідів. У цьому разі листи дерева можуть розпочати надсилювати повідомлення, і хоча б одна вершина буде мати можливість надсилення

повідомлень до тих пір, поки повідомлення не буде надіслано по кожному ребру дерева уздовж обох напрямків. Доведено – якщо це сталося, то дерево знаходитьться у стійкому стані.

На рис. 4 наведено приклад обміну повідомленнями у п'ять послідовних моментів часу, що необхідні для досягнення стійкого стану дерева після введення даних про стани двох вершин.

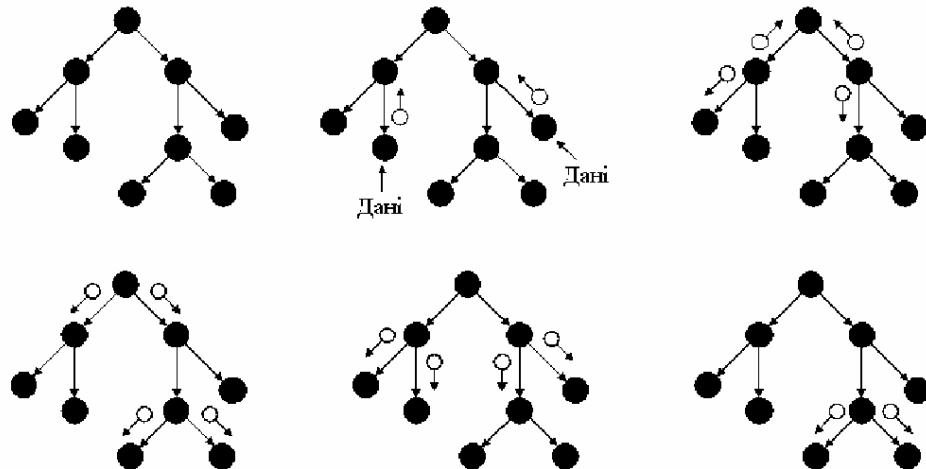


Рис. 4. Розповсюдження інформації через повідомлення

Отже, в алгоритмі, що базується на повідомленнях, вплив кожного нового свідоцтва розглядається як збурення, що розповсюджується по мережі шляхом обміну повідомленнями між сусідніми вершинами. Однак досягнення стійкого стану при застосуванні цього алгоритму, так само як і гарантія коректності результатів, вимагають існування деревоподібної структури мережі. МД має бути полідеревом, тобто спрямованим ацикличічним графом, в якому між будь-якими двома вершинами існує лише один маршрут без врахування напрямку ребер [8, 12]. Це суттєве обмеження, оскільки переважну більшість реальних предметних областей неможливо зmodелювати на графі без (неорієнтованих) циклів.

Для того щоб обійти це обмеження, було запропоновано велику кількість методів. Наприклад, метод *обумовлення* (англ. *conditioning*) базується на тому, що будь-яка мережа з циклом може бути зведена до полідерева перебором станів коренової вершини циклу (послідовним обумовленням цієї вершини). Коли вершина обумовлена, тобто знаходиться у певному стані, можна вважати, що вона більше не є частиною мережі, а замість неї розглянути стільки мереж, скільки станів ця вершина має. Після цього теорема Байеса дозволить обчислити умовні імовірності станів цієї вершини при відомих розподілах імовірностей її сусідських (дочірніх) вершин. Таким чином, за даним методом доведеться обчислити стільки мереж, скільки станів має коренева вершина кожного циклу, а тому цей метод дуже уповільнює обчислення.

Інша ідея використовується в методі *кластеризації* (англ. *clustering*), що був запропонований у 1988 році [11] і розвинений у [9, 10, 11, 12]. Не вдаючись до описання цього методу, що вимагає запущення нетривіального апарату теорії графів, опишемо його основну ідею.

Метод кластеризації схожий на метод розповсюдження в деревах, що описаний вище. Однак, в ролі вершин дерева у ньому виступають не окремі вершини, а їх групи (кластери). За допомогою методів теорії графів аналізуються властивості незалежності

вершин мережі і формується множина кластерів, які поєднуються у дерево. Отримане дерево має властивість *сполученого дерева* (англ. junction tree): дляожної пари  $(V, W)$  вершин дерева усі вершини маршруту між  $V$  та  $W$  містять їх перетин  $V \cap W$ . Сполучене дерево, що отримане в результаті кластеризації вершин вихідного дерева, є полідеревом, і в ньому можна застосувати обмін повідомленнями. Після отримання апостеріорних імовірностей для кластерів обчислюються імовірності вершин вихідного дерева.

Для отримання полідерева з кластерів використовуються механізми сполучення батьківських вершин і триангуляції графів (перетворення, після якого в графі не залишається циклів, що складаються більше ніж з трьох вершин). Полідерево формується на основі графа, що отриманий внаслідок тріангуляції. Загальну уяву про процес формування сполученого дерева, в якому потім відбувається процес розповсюдження інформації, надає рис. 5.

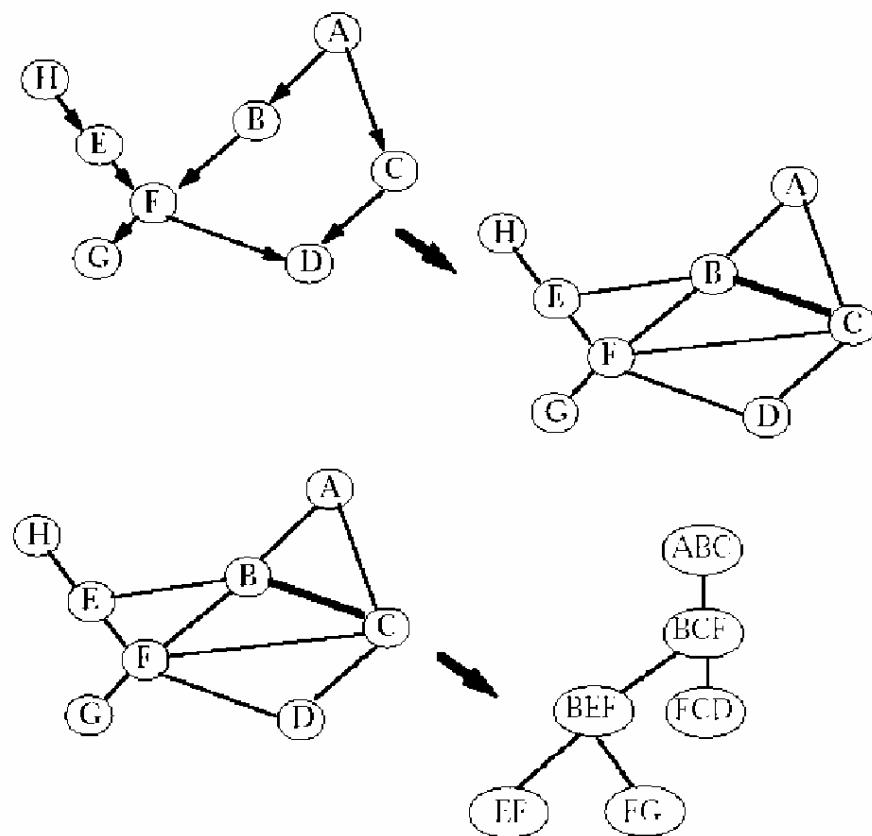


Рис.5. Метод кластеризації для отримання сполученого дерева

Метод кластеризації, або метод HUGIN, як його називають розробники, є одним з найпотужніших серед методів точного числення імовірностей на байесівських мережах. Існують і інші методи, у тому числі не точні, а наближені. Поява і швидкий розвиток наближених методів пояснюються тим, що в загальному випадку при зростанні кількості змінних у байесівській мережі точне обчислення імовірностей є вкрай складним з обчислювальної точки зору. Визначено, що задача точного обчислення імовірностей у МБ відноситься до класу NP-повних (причиною нелінійної поліноміальної складності обчислень у більшості випадків виявляється топологія мережі, що може містити цикли). Проте встановлено [4, 9], що і наближений імовірнісний висновок в МБ також є NP-складним. Однак, в практичних задачах широко використовуються саме наближені методи.

Необхідно також сказати про проблему побудови структури МБ і таблиць умовних імовірностей [10]. Концептуально можна виділити два наступних підходи:

- отримання інформації від експертів предметної області;
- отримання інформації з даних.

Структура мережі найчастіше визначається експертами предметної області, хоча існують методи структурного навчання МБ на основі даних. Таблиці імовірності, навпаки, часто генеруються на основі даних за допомогою статистичних методів. Проте слід підкреслити, що принципово *суб'єктивний* байесівський підхід не вимагає „об'єктивності” імовірностей, а тому дозволяє при формуванні таблиць умовних імовірностей спиратися на суб'єктивні оцінки експертів. Слід також зазначити, що результати логічного висновку більш чутливі до якісної структури МБ, ніж до кількісних значень імовірностей [5]. Для прийняття рішень результати логічного висновку є стійкими по відношенню до числових значень імовірностей [12].

#### 4. ЕС для малого бізнесу

Задачі експертного оцінювання в економіці представляють собою велику множину завдань, які підлягають розв’язанню. Для суб’єктів малого бізнесу також існує клас задач, які розв’язуються за допомогою експертів. Створюючи експертну систему для малого підприємства, необхідно виділити такий клас задач цієї множини, який був би практично важливим для підприємства та водночас достатньо якісно вирішувався за допомогою обраного інструментарію.

До таких задач, без перебільшення, можна віднести завдання стратегічного аналізу малого бізнесу, тобто порівняльного аналізу привабливості тих чи інших рішень та бізнесу в цілому. Мета стратегічного аналізу – виявити риси внутрішнього й зовнішнього середовища малого підприємства, які впливають на його стратегічне бачення й можливості. Увага при цьому концентрується на одержанні відповідей на ряд питань щодо можливих стратегій, які потім використовуються для визначення стратегічної ситуації компанії і визначення альтернатив її дій. Саме таку задачу постійно вирішують керівники і менеджери підприємств малого бізнесу, виступаючи при цьому, фактично, у ролі експертів зі стратегічного менеджменту. Типове питання, яке постає при цьому – це питання оцінки бізнесу з позицій стратегічного аналізу.

Оцінювання бізнесу у стратегічному менеджменті спирається на результати конкурентного і ситуаційного аналізу. Конкурентний аналіз звичайно використовується для аналізу зовнішньої ситуації малого підприємства; ситуаційний аналіз стосується поточної ситуації на підприємстві та його найближчого оточення [7]. На рис. 6 представлена структура стратегічного аналізу для підприємства малого бізнесу. Логічним виходом цього аналізу є оцінка привабливості стратегічних альтернатив (чи бізнесу в цілому).

*МБ в експертній системі.* Експертна система має реалізувати процес стратегічного аналізу у режимі консультації з користувачем, надавши йому на основі акумульованого експертного досвіду свою оцінку привабливості стратегічних альтернатив. Реалізація цієї системи на основі байесівських мереж довіри означає, що ми маємо побудувати мережу, виділивши у ній вхідні вузли (тобто такі, імовірності станів котрих визначає користувач) і результуючі вузли. Далі, надавши станам вхідних вузлів певні значення, необхідно отримати імовірності станів результуючих вузлів.

Для задачі оцінювання бізнесу з позицій стратегічного аналізу природним видається виділити одну основну результуючу вершину мережі, що відображає привабливість стратегії чи бізнесу в цілому. Назвемо її **“Business rating”** і покладемо, що вона може знаходитися у станах *Attractive* та *Unattractive* („привабливий” чи „непривабливий”).



Рис. 6. Оцінка малого бізнесу в рамках стратегічного аналізу

До вхідних вузлів мережі логічно віднести такі економічні характеристики малого бізнесу, як очікуваний попит на продукцію малого підприємства, темпи зростання розмірів ринку, диференціація постачальників товару, спеціалізація конкурентів підприємства, наявність у них товарів-замінників, лояльність покупців, обсяги капіталовкладень у бізнес, наявність довгострокових контрактів. Ключовими для оцінки привабливості бізнесу є також такі поняття, як прибутковість підприємства, рівень конкуренції в галузі, наявність чи відсутність надлишкового продукту, можливість подолання економічних бар’єрів входу/виходу (стратегічна гнучкість) та стабільність позиції підприємства. Ці економічні характеристики також доцільно виділити в окремі вершини МБ. Сукупність вузлів МБ визначена; їх можливі стани і стратегічне значення наведені у табл. 2.

Стратегічне значення розглянутих економічних показників дозволяє визначити причинно-наслідкові зв’язки між вузлами мережі, визначивши тим самим ребра мережі та їх спрямованість. Заповнення таблиць умовних ймовірностей виконується на основі інформації, отриманої від експертів. Ця частина роботи зі створення експертної системи є дуже важливою з огляду на необхідність отримання бази знань, що адекватна предметній області.

*Використання статистичних даних в ЕС.* Розглянемо такі вхідні вершини побудованої мережі, як “**Turnover growth**” (зростання обороту) та “**Expected demand**” (очікуваний попит). Ці вершини, на відміну від інших, є кількісними, а не якісними, та ще й стосуються очікувань у майбутньому періоді часу, а тому навряд чи користувач експертної системи може точно визначити їх стан. Зрозуміло, що точне визначення імовірностей станів цих вузлів на перший погляд видається надскладним завданням;

однак, у той же час, ці вершини є вхідними для експертної системи і тому їх стани мають бути визначеними.

**Таблиця 2.** Вершини байесової мережі для оцінювання бізнесу

Вершина	Можливі стани	Стратегічне значення
<b>Business rating</b>	<i>Attractive</i> <i>Unattractive</i>	Результатуюча вершина; визначає привабливість альтернативи чи бізнесу
<b>Capital inputs</b>	<i>Considerable expences</i> <i>Slight expences</i>	Великі затрати збільшують бар'єри входу/виходу, зменшуючи гнучкість фірми
<b>Competitors specialization</b>	<i>Different products</i> <i>The same ones</i>	Конкуренти з такою ж продукцією створюють більшу загрозу цінової війни
<b>Customer loyalty</b>	<i>Commonly</i> <i>Winning</i>	Лояльні клієнти надають можливість безпечноше варіювати стратегії
<b>Economic surplus</b>	<i>Low</i> <i>High</i>	Надлишок продукції знижує рівень цін і, як наслідок, загострює конкуренцію
<b>Expected demand</b>	<i>Awaiting reduction of demand</i> <i>Awaiting growth of demand</i>	Збільшення попиту веде до зменшення надлишків і потенційного зросту прибутків
<b>Level of rivalry</b>	<i>High rivalry</i> <i>Low rivalry</i>	Висока конкуренція є ознакою менш привабливого бізнесу
<b>Long-run relations</b>	<i>Yearly/monthly contracts</i> <i>Monthly/weekly contracts</i> <i>Weekly/daily contracts</i>	Наявність довгострокових контрактів зменшує гнучкість підприємства, проте дозволяє зміцнити свою позицію на ринку
<b>Position strength</b>	<i>Low stability</i> <i>High stability</i>	Міцна і стабільна позиція є однією з ознак привабливості бізнесу
<b>Profitability</b>	<i>Small</i> <i>Medium</i> <i>High</i>	Рівень прибутковості багато в чому визначає рішення про привабливість обраної стратегії чи бізнесу в цілому
<b>Strategical flexibility</b>	<i>Low flexibility</i> <i>High flexibility</i>	Стратегічна гнучкість дозволяє варіювати стратегії і зменшувати надлишки продукції
<b>Substitutes presence</b>	<i>Competitors do not have substitutes</i> <i>Competitors have substitutes</i>	Якщо конкуренти мають замінники продукції, покупці можуть легко переключатися на продавців-конкурентів
<b>Suppliers variety</b>	<i>Enough</i> <i>Insufficient</i>	Недостатня диференціація постачальників збільшує рівень конкуренції
<b>Turnover growth</b>	<i>Slow</i> <i>Moderate</i> <i>High</i>	Швидкий зрост розмірів сукупного обороту збільшує прибутковість; його уповільнення зменшує привабливість підприємства

У той час, як значення станів інших вхідних вузлів можуть бути визначені в результаті простого вибору користувачем одного із станів вершини (при цьому обраний стан отримує імовірність 1, а усі інші – 0). Для двох розглянутих вершин така методика визначення імовірностей скоріше за все принципово неможлива. Навряд чи хтось може сказати, що очікується зростання попиту з імовірністю 1. Виникає питання, як саме знайти значення відповідних імовірностей.

Виявляється, що розглянута у першому розділі цієї роботи база даних малого підприємства містить достатньо інформації для того щоб автоматизувати цей процес. Дійсно, як частина загальної інформаційної системи підприємства, база даних містить велику кількість статистичної інформації, у тому числі і про загальний оборот підприємства, і про попит на його продукцію. Якщо виконати відповідні запити до бази, то отримаємо ряди числових даних, які можна обробляти відомими статистичними методами. Таким чином, за наявності відповідних рядів даних можна спрогнозувати значення показників обороту і очікуваного попиту на майбутній період; а маючи ці прогнозні значення, можна спробувати визначити стани вершин МБ.

Нехай існує ряд числових даних  $y_i$ ,  $i = 1..n$ , значення якого в наступний,  $(n+1)$ -й момент часу необхідно спрогнозувати. Нехай, далі, вершина байесової мережі, для визначення якої використовується цей ряд, має  $m$  станів,  $m \geq 2$ .

Розглянемо  $k$  останніх членів ряду. Для них вибіркове середнє і вибіркова дисперсія розраховуються за формулами:

$$m = \frac{1}{k} \sum_{i=n-k+1}^n y_i,$$

$$D = \frac{1}{k-1} \sum_{i=n-k+1}^n (y_i - m)^2.$$

Спрогнозуємо значення ряду у момент часу  $(n+1)$  за допомогою деякого статистичного методу. Позначимо отримане прогнозоване значення через  $\hat{y}_{n+1}$ . Це значення можна розглядати як значення випадкової величини, яка до цього приймала значення  $y_{n-k+1}, y_{n-k+2}, \dots, y_{n-1}, y_n$ . Тоді з похибкою, якою для розв'язку практичних задач можна знехтувати, справедлива рівність  $P(\hat{y}_{n+1} \in [E_{\min}; E_{\max}]) \cong 1$ , де  $E_{\min}$  і  $E_{\max}$  визначаються за правилом “трьох сігм”:

$$E_{\min} = m - 3\sqrt{D}, \quad E_{\max} = m + 3\sqrt{D}.$$

Поставимо у відповідність кожному стану вузла МБ число

$$t_j = E_{\min} + (j-1) \cdot \frac{E_{\max} - E_{\min}}{m-1}, \quad j = 1..m,$$

що можна зробити, якщо вершина мережі зв'язана з кількісним показником і усі її стани впорядковані за зростанням цього показника. Тоді природно вважати, що вершина прийме

стан  $j$ , якщо  $\hat{y}_{n+1} = t_j$ , а в загальному випадку імовірність кожного стану можна визначити, виходячи з відстані  $\hat{y}_{n+1}$  до кожного  $t_j$ ,  $j = 1..m$ :

$$p_j = \begin{cases} 0, & \text{якщо } \hat{y}_{n+1} \leq t_1 = E_{\min} \\ \frac{1}{|\hat{y}_{n+1} - t_j|}, & \text{якщо } E_{\min} < \hat{y}_{n+1} < E_{\max}, \quad j = 1..m \\ 1, & \text{якщо } \hat{y}_{n+1} \geq t_m = E_{\max} \end{cases}$$

Наведені співвідношення визначають, яким чином розроблена ЕС інтегрує статистичні дані з БД в інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень.

## 5. Використання байесівської мережі довіри при розробці стратегії розвитку підприємства

### *Модель виробничої діяльності підприємства*

Експертна система, в основі якої лежить модель предметної області у вигляді байесівської мережі довіри, може бути використана також для розв'язку задачі вибору оптимальної стратегії розвитку підприємства. Покажемо, як може здійснюватися таке стратегічне планування діяльності суб'єкта бізнесу на прикладі виробничого підприємства.

Цілями моделювання при розробці стратегії розвитку виробничого підприємства є:

- оцінка поточної управлінської стратегії;
- визначення можливих шляхів і засобів керування розвитком підприємства;
- проведення порівняльного аналізу наслідків впровадження тих чи інших управлінських рішень;
- обрання найкращої стратегії розвитку.

Для досягнення поставлених цілей необхідно визначити критерії, які визначають ступінь ефективності стратегії, що впроваджується. Крім того, слід визначити фактори, що впливають на кінцевий результат, та їх взаємозв'язок. Основними критеріями, що визначають рівень розвитку, конкурентоспроможності та перспективності підприємства, можна назвати:

1. Цінність кадрів підприємства.
2. Рівень розвитку підприємства.
3. Фінансовий результат діяльності підприємства.

Цінність кадрів підприємства визначає рівень вмотивованості та кваліфікації працюючих. Цей критерій дозволяє оцінити якість трудових ресурсів підприємства.

Рівень розвитку підприємства є показником технологічної структурованості підприємства. Цей критерій визначає ефективність внутрішньої організації підприємства та ступінь довершеності бізнес-процесів, що протікають на підприємстві.

Фінансовий результат – це один з найважливіших інтегральних показників бізнес-діяльності підприємства. Він дозволяє оцінити стан підприємства на основі кількісних фінансових показників діяльності, таких, як доходи і витрати.

В якості факторів, що впливають на значення критеріїв діяльності підприємства, можна вибрати такі укрупнені економічні показники:

- обсяг виробництва;
- виробничі фонди;
- невиробничі витрати;
- собівартість виробництва.

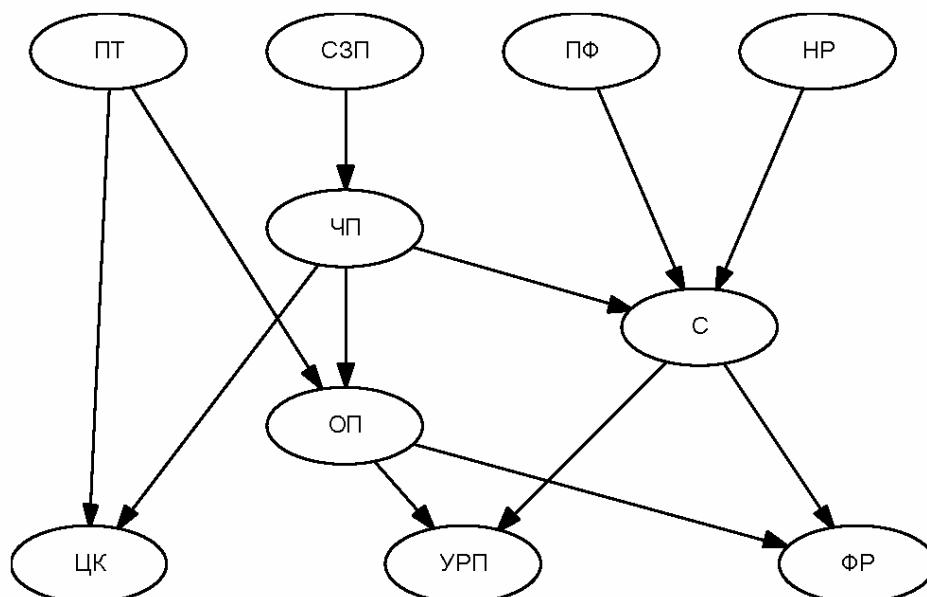
Іншими впливовими факторами є також показники, що відносяться до трудових ресурсів підприємства – чисельність працюючих, продуктивність праці і середня заробітна плата працівників. Ці фактори прямо чи опосередковано впливають на всі критерії розвитку підприємства.

Таким чином, при моделюванні будемо враховувати такі фактори: продуктивність праці на підприємстві, середня заробітна плата працюючих, чисельність персоналу, виробничі фонди підприємства, невиробничі витрати, обсяг виробництва та собівартість виробництва.

Для побудови відповідної байєсової мережі і подальшої роботи з нею скористаємося графічною оболонкою системи Hugin Lite 5.1 фірми Hugin Expert A/S. Отже, в термінології байєсівських мереж довіри вищеперелічені показники та інтегральні критерії складатимуть вершини мережі, які ми позначимо наступним чином:

1. Продуктивність праці – **ПТ**;
2. Середня заробітна платня працюючих – **СЗП**;
3. Чисельність працюючого персоналу – **ЧП**;
4. Виробничі фонди підприємства – **ПФ**;
5. Невиробничі витрати – **НР**;
6. Обсяг виробництва – **ОП**;
7. Собівартість виробництва – **С**;
8. Цінність кадрів – **ЦК**;
9. Рівень розвитку підприємства – **УРП**;
10. Фінансовий результат – **ФР**.

Врахувавши причинно-наслідкові зв'язки між наведеними факторами, можемо побудувати байєсівську мережу. Вона представлена на рис. 7.



**Рис. 7.** Байєсівська мережа для моделювання стратегій розвитку підприємства

Надалі для кожної вершини, що входить у мережу, необхідно визначити множину можливих станів. Для спрощення приймемо, що кожна з вершин може приймати лише два стани – „збільшується” (означення *Inc*) чи „зменшується” (означення *Dec*). Тоді результатом моделювання будуть імовірності  $P(Inc)$  та  $P(Dec)$  для вершин ЦК, УРП та ФР. Наприклад, якщо в результаті моделювання деякої стратегії отримаємо, що для вершини ЦК  $P(Inc)=0,7$ , то це означає, що при застосуванні цієї стратегії цінність кадрів збільшиться з імовірністю 0,7.

Останнім і найважливішим кроком при побудові байесівської мережі є завдання таблиць умовних імовірностей для кожної вершини мережі. Умовні ймовірності є експертними оцінками, на основі яких будеться експертна система, і саме від їх точності залежить адекватність побудованої моделі. Наведемо таблицю умовних імовірностей для вершини мережі, що відповідає обсягу виробництва. Відповідно до топології мережі, стан для цієї вершини (ОП) визначається станом вершин ЧП і ПТ, тобто на обсяг виробництва впливають чисельність працівників та продуктивність їх праці (рис.8).

ЧП	Inc		Dec	
	ПТ	Inc	Dec	Inc
Inc	0.9	0.8	0.5	0.05
Dec	0.1	0.2	0.5	0.95

Рис. 8. Таблиця умовних імовірностей для вершини ОП

З наведеної вище таблиці видно, наприклад, що при зростанні чисельності працюючих і одночасному зростанні продуктивності праці обсяг виробництва буде зростати, і ймовірність цього зростання за думкою експертів складе 0,9. Можна бачити також, що у разі одночасного спадання кількості працюючих і зростанні продуктивності їх праці експертна оцінка ускладнена, і ймовірності зростання та спадання цього показника покладені рівними.

Таблиці умовних імовірностей, створені на основі отриманої від експертів інформації, мають забезпечувати виконання логічних взаємозв'язків, які характерні для предметної області. Це означає, зокрема, що при моделюванні на отриманий мережі мають виконуватися наступні умови (при інших рівних):

1. Зменшення середньої заробітної плати збільшує кількість працівників, що звільняються з підприємства.
2. Збільшення середньої заробітної плати приводить до збільшення обсягів виробництва.
3. Збільшення продуктивності праці приводить до збільшення обсягів виробництва.
4. Усі види витрат збільшують собівартість виробництва.
5. Збільшення собівартості виробництва зменшує фінансовий результат.
6. Збільшення продуктивності праці приводить до збільшення фінансового результату.

Врахування цих і інших подібних умов обов'язкове як при побудові мережі, так і при її перевірці на логічну несуперечність.

## Моделювання управлінських рішень за допомогою байєсівської мережі

Відповідно до цілей моделювання, першим етапом роботи є аналіз поточної стратегії економічного розвитку підприємства. Оскільки таблиці умовних імовірностей складені експертами на основі поточного стану підприємства, то оцінка поточної стратегії являє собою результат ініціалізації побудованої байєсівської мережі, тобто результат розповсюдження по мережі апріорних імовірностей. Апріорні імовірності у нашому випадку задаються для кореневих вершин дерева **ПТ, СЗП, ПФ і НР**.

Кореневі вершини дерева при моделюванні трактуються як об'єкти керування, тобто показники, зміна значень (імовірностей станів) яких дозволяє отримати результат аналізу.

Листові вершини дерева трактуються як покажчики результатів моделювання. Отримані в результаті моделювання імовірності станів цих вершин являють собою результати моделювання стратегії розвитку підприємства.

Оскільки в процесі аналізу причинно-наслідкових зв'язків між вершинами мережі експерти враховують поточний стан підприємства як фіксований в даний момент часу, то логічно вважати, що поточна стратегія моделюється „стационарними” станами кореневих вершин. У термінах імовірностей це означає рівні імовірності збільшення чи зменшення відповідних економічних показників.

Отже, покладемо для кореневих вершин мережі **ПТ, СЗП, ПФ і НР**, що значення імовірностей  $P(Inc)=P(Dec)=0,5$ . Тоді ініціалізація мережі, тобто розповсюдження по мережі цих імовірностей, дає такі значення критеріїв (таблиця 3):

**Таблиця 3.** Поточний стан підприємства

Вершина:	ЦК	УРП	ФР
$P(Inc)$ :	0,5644	0,5345	0,5223

Таким чином, експертна оцінка поточної стратегії дає початкові значення критеріїв розвитку, з якими можна порівнювати результати моделювання інших стратегій.

Наступним етапом аналізу є моделювання впровадження у виробництво інших стратегічних рішень. Відповідно до розробленої моделі виділимо три таких можливих стратегій:

**Стратегія № 1 – інтенсифікація виробництва.** Ця стратегія припускає досягнення бажаних критеріїв розвитку підприємства шляхом підвищення продуктивності праці персоналу. Комплекс заходів по інтенсифікації передбачає впровадження більш прогресивних технологій виробництва, збільшення норми виробітки на одного працюючого, зростання долі наукомістких високотехнологічних операцій у виробничому циклі тощо. Така стратегія є доцільною, якщо у розпорядженні управлінського персоналу підприємства є засоби та кошти на вдосконалення виробничого процесу.

В рамках побудованої моделі запровадження цієї стратегії означає варіювання (підвищення) імовірності  $P(Inc)$  для вершини **ПТ**.

**Стратегія № 2 – стимулування персоналу.** Запровадження цієї стратегії означає, що управлінські рішення керівництва підприємства направлені на заохочення працюючих робітників. Ця стратегія полягає в намаганні покращити якість і збільшити кількість продукції, що випускається, шляхом матеріальних і моральних заохочень працюючих, надання їм соціальних та інших пільг, покращення умов праці і психологічної атмосфери

у колективі. Стратегія стимулювання персоналу може бути застосована завжди, в тому числі і в умовах неможливості технологічних зрушень у виробництві.

Ця стратегія у побудованій моделі реалізується шляхом збільшення імовірності  $P(Inc)$  для вершини **СЗП**, тобто збільшення середньої заробітної плати працюючих.

**Стратегія № 3 – зменшення витрат.** Суть цієї стратегії полягає в намаганні зменшити витрати підприємства при незмінних обсягах виробництва. Така стратегія доцільна, якщо жорсткий контроль за витратами виявляється по суті єдиним шляхом розвитку підприємства – в умовах неможливості вдосконалення існуючих технологій виробництва, сильної конкуренції в галузі, дефіциту трудових ресурсів тощо.

У побудованій мережі зменшення витрат моделюється шляхом зниження рівня невиробничих витрат підприємства, тобто збільшення імовірності  $P-Dec$  для вершини **НР**.

Отже, для моделювання стратегії розвитку підприємства по черзі встановимо  $P(Inc)=1$  для вершини **ПТ**,  $P(Inc)=1$  для вершини **СЗП** і  $P-Dec=1$  для вершини **НР**, залишаючи імовірності для інших вершин незмінними. Отримуємо такі результати (таблиця 4):

**Таблиця 4.** Результати моделювання на мережі

Стратегія	Значення $P(Inc)$ для критерію		
	ЦК	УРП	ФР
№1	0,5712	0,5801	0,5793
№2	0,5700	0,5570	0,5628
№3	0,5644	0,6335	0,5975

Таким чином, отримані імовірності збільшення критеріїв розвитку підприємства у разі застосування тієї чи іншої стратегії. Наступним і останнім етапом моделювання є визначення найкращої стратегії, яку слід рекомендувати управлінському персоналу підприємства.

#### *Вибір оптимальної стратегії економічного розвитку підприємства*

Для прийняття управлінського рішення необхідно визначити інтегральний критерій розвитку підприємства дляожної стратегії, краще значення якого і визначить оптимальну стратегію з числа розглянутих. Розрахунок інтегрального критерію пропонується провести на основі наступних міркувань.

Нехай при моделюванні розглядаються  $K$  критеріїв і  $S$  стратегій розвитку підприємства. В результаті моделювання кожної стратегії на байєсівській мережі отримані значення імовірностей збільшення критеріїв  $p_{ks}$ ,  $k=1..K$ ,  $s=1..S$  і відомі початкові значення  $p_{k0}$  для поточного стану підприємства. Тоді дляожної стратегії розраховується зважений показник збільшення критеріїв розвитку підприємства:

$$p_s = \sum_{k=1}^K w_k p_{ks}, \quad s = 0..S,$$

де  $w_k$  – ваговий коефіцієнт, що визначає важливість збільшення  $k$ -го критерію розвитку

для підприємства,  $\sum_{k=1}^K w_k = 1$ .

Зважений показник  $p_s$  може розглядатися як імовірність збільшення деякого інтегрального критерію розвитку підприємства, тобто  $p_s$  – це величина, яка характеризує імовірність загального поліпшення рівня розвитку, конкурентоспроможності та перспективності підприємства при впровадженні  $s$ -ої стратегії.

Інтегральний критерій розвитку підприємства може бути знайдений як відношення зваженого показника  $p_s$ ,  $s = 1..S$  до показника поточного стану  $p_0$ :

$$I_s = \frac{p_s}{p_0}, \quad s = 1..S,$$

і тоді за оптимальну стратегію  $s^{opt}$  слід приймати таку, для якої інтегральний критерій розвитку має найбільше значення:

$$s^{opt} = \arg \max_{s=1..S} I_s.$$

В нашій моделі  $K = 3$ ,  $S = 3$ , величини  $p_{ks}$ ,  $k = 1..K$ ,  $s = 1..S$  наведені в табл. 4, величини  $p_{k0}$  – в табл. 3. Будемо вважати, що на даному етапі розвитку підприємства цінність кадрів, рівень розвитку виробництва і фінансовий результат однаково важливі для управлінського персоналу; тоді  $w_1 = w_2 = w_3 = \frac{1}{3}$ . Тоді відповідно до вищезгаданих формул отримуємо:

$$p_1 = 0.5769, p_2 = 0.5633, p_3 = 0.5985, p_0 = 0.5404;$$

$$I_1 = \frac{0.5769}{0.5404} = 1.07, I_2 = \frac{0.5633}{0.5404} = 1.04, I_3 = \frac{0.5985}{0.5404} = 1.11;$$

$$s^{opt} = \arg \max_{s=1..S} I_s = s_3.$$

Отже, оптимальною стратегією розвитку підприємства є стратегія №3 – зменшення витрат. При запровадженні цієї стратегії цінність кадрів на підприємстві збільшиться з імовірністю 0,56, рівень розвитку виробництва – з імовірністю 0,63 і фінансовий результат – з імовірністю 0,6.

## 6. Висновки

Розглянуто поняття байесівських мереж довіри, послідовність їх побудови та застосування при прийнятті управлінських рішень на рівні малого підприємства. МБ – потужний імовірнісний інструмент моделювання процесів різної природи. МБ надає можливість розробляти стратегії прийняття рішень в умовах наявності невизначеностей різного характеру, що діють на досліджуваний процес. На прикладі виробничого підприємства продемонстровано можливість розв'язку задачі вибору стратегічного плану розвитку суб'єкта бізнесу. Описана концепція моделювання діяльності підприємства і виділення сукупності стратегічних цілей його розвитку; виділено фактори, які впливають

на досягнення цих цілей; побудована модель підприємства у вигляді байесівської мережі довіри. Запропонована методологія використання байесівської мережі для моделювання результатів впровадження управлінських рішень і розроблена методика інтерпретації отриманих результатів. Як практичний приклад виділено три стратегії досягнення цілей, виконано моделювання цих стратегій на мережі та обрання оптимальної стратегії згідно із запропонованим інтегральним критерієм розвитку. В результаті комп'ютерного моделювання отримано імовірнісні характеристики досягнення стратегічних цілей розвитку підприємства та визначена найкраща управлінська стратегія для конкретних умов його діяльності.

В подальших дослідженнях передбачається створення ефективної в обчислювальному відношенні процедури проектування МБ та їх застосування до оцінювання та прогнозування технічних та фінансово-економічних процесів.

## Література

1. Kochnev A. Системы стратегического управления для бизнеса: сегодня и завтра / Пресс-центр консалтинговой компании ITeam, 2002. – <http://company.iteam.ru>.
2. Cooper G.F. The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks // Artificial Intelligence, 1990, vol. 42, No. 2-3, p. 393-405.
3. Darwiche A., Goldszmidt M. On the relation between kappa calculus and probabilistic reasoning / Mantaras R.L., Poole D. (Eds.) / Uncertainty in artificial intelligence, Proc. Of the 10th Conference, 1994, Morgan Kaufmann, San Francisco, 1994, p. 145-153.
4. Dagum P., Luby M. Approximating probabilistic inference in Bayesian belief networks is NP-hard // Artificial Intelligence, 1993, vol. 45, p. 141-153.
5. Jensen F.V. Paradigms of Expert Systems / HUGIN Expert Software System: Online Developers Guide / <http://developer.hugin.com>, 2005.
6. Jensen F.V. Bayesian Networks Basics / Techn. Report, Department of Mathematics and Computer Science, Aalborg University, Denmark, 1996. – 12 pp.
7. Jensen F.V., Lauritzen S.L. Probabilistic Networks / Techn. Report, Aalborg University, Denmark, 2000. – 30 pp.
8. Jensen F.V., Lauritzen S.L., Olesen K.G. Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computations // Computational Statistics Quarterly, 1990, vol.4, pp. 269-282.
9. Lauritzen S.L., Spiegelhalter D.J. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems // Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 1988, vol. 50, No.2, pp. 157-224.
10. Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. – San Mateo, CA (USA): Morgan Kauffman Publishers, Inc., 1988. – 550 pp.
11. Pearl J. A constrained propagation approach to probabilistic reasoning / Kanal L.M., Lemmer J. (Eds.). – Uncertainty in Artificial Intelligence. – Amsterdam: North-Holland, 1986. – pp. 357-370.
12. Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. – San Mateo, CA (USA): Morgan Kauffman Publishers, Inc., 1988. – 550 pp.
13. Pearl J. A constrained propagation approach to probabilistic reasoning / Kanal L.M., Lemmer J. (Eds.). – Uncertainty in Artificial Intelligence. – Amsterdam: North-Holland, 1986. – pp. 357-370.