УДК 62-50

Загірська І. О.

АНАЛІЗ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ БАЙЄСІВСЬКОГО МЕТОДУ

Робота присвячена актуальній задачі аналізу, прогнозування та оцінювання стану підприємства. Виявлено можливості застосування мереж Байєса до задачі аналізу, моделювання і оцінювання стану підприємства, адаптовано апарат мереж Байєса до задачі прогнозування ймовірності банкрутства. Важливу роль відведено також дослідженню результативності застосування даного апарату у порівнянні з іншими методами. Успішне застосування підходу на основі мереж Байєса до реальних даних свідчить про її реальні можливості стосовно класифікації підприємств.

Ключові слова: *Байєсівська мережа, імовірнісний висновок. Інтелектуальний аналіз даних, наївна модель Байєса, каскадна модель Байєса, прогнозування банкрутства.*

Работа посвящена актуальной задаче анализа, прогнозирования и оценки состояния финансового предприятия. Выявлено возможности применения сетей Байеса к задаче анализа, моделирования и оценки состояния предприятия, адаптировано аппарат сетей Байеса к задаче прогнозирования вероятности банкротства. Важная роль отведена также исследованию результативности применения данного аппарата по сравнению с другими методами. Успешное применение такого подхода свидетельствует о её реальных возможностях касательно классификации предприятий на основе реальных данных.

Ключевые слова: *байесовская сеть, вероятностный вывод. Интеллектуальный анализ данных, наивная модель Байеса, каскадная модель Байеса, прогнозирование банкротства.*

The current study is devoted to the problem of analysis, forecasting and assessment of financial companies. The aim is to identify opportunities of Bayesian network usage to the problem of analysis, modelling and evaluation of enterprise state, the adaptation of Bayesian network tool to the problem of forecasting the likelihood of bankruptcy. An important role is also assigned to research the effectiveness of using this tool in comparison with other methods. Successful use of such an approach to the real data proves its real opportunities for classifying firms on actual data basis.

Key words: *Bayesian network, probabilistic inference, intelligent data analysis, naive Bayesian model, Bayesian cascade model, bankruptcy prediction.*

Вступ

Об'єктивний та якісний аналіз стану на сьогоднішній день є однією із запорук ефективної роботи будь-якого підприємства, до якої галузі господарювання воно б не належало. Особливо важливою є своєчасна та об'єктивна оцінка фінансового стану підприємства, оскільки жоден власник не повинен нехтувати потенційними можливостями збільшення прибутку фірми та запобіганням можливості банкрутства. Успішність діяльності кожного підприємства значною мірою залежить від того, чи відповідають управлінські рішення, що приймаються керівним складом, та визначають політику його діяльності на ринку, цим умовам.

Банкрутство (дефолт) передбачене самою суттю ринкових відносин, які завжди пов'язані з ризиком втрат, невизначеністю досягнення поставлених цілей або можливістю постановки помилкових цілей. Суть банкрутства полягає у відсутності грошей у підприємства для сплати своїх зобов'язань, це стан фінансової незабезпеченості, тобто абсолютний розлад виробничо-господарської діяльності, що є причиною розорення та ліквідації підприємства.

Ситуація, коли підприємство зазнає стану дефолту, може не лише спричинити значні збитки для бізнес-середовища, але і має відчутні наслідки для різних соціальних груп. В мінливих економічних умовах сьогодення кількість випадків банкрутства суттєво зростає. Тому достовірне прогнозування банкрутства дасть змогу різним учасникам ринкового процесу збільшити ефективність їхньої основної діяльності [1].

При розв'язуванні задач передбачення банкрутства аналітик часто стикається з проблемою неповноти інформації по одному чи кількох показниках. Таким чином, існує потреба у потужному інструменті прогнозування, що давав би можливість працювати в умовах неповноти даних.

Методи, на основі яких розроблялися моделі прогнозування банкрутства, розвивалися від простого одновимірного аналізу (Бівер, 1966) [2], дискримінантного аналізу (Альтман, 1968) [3], до логіт- та пробіт-моделей (Ольсон, 1980; Змієвскі, 1984) [4,5], нейронних мереж (Там і К'янг, 1992) [6], грубої теорії множин (МакКі, 1998) [7], дискретних моделей небезпек (Шамвей, 2001) [8], моделей, що базуються на Байєсівських мереж (БМ) (Саркар та Срірам, 2001) [9], та генетичного програмування (МакКі та Ленсберг, 2002) [10].

Постановка задачі

Необхідно здійснити дослідження можливостей застосування БМ до задачі аналізу, моделювання і оцінювання стану підприємства, адаптувати апарат БМ до задачі прогнозування ймовірності банкрутства. На основі доступних фінансових показників діяльності підприємств необхідно розробити байєсівську модель у вигляді спрямованого ациклічного графа для аналізу і прогнозування фінансового стану підприємства, що дозволяла б високоякісно прогнозувати ймовірність дефолту, та оцінити її ефективність.

Можливості застосування БМ

Фінансово-економічна діяльність будь-якого підприємства супроводжується накопиченням різноманітної бізнес-інформації, яка потребує обробки та прийняття рішення. Моделювання процесів різної природи за допомогою мереж Байєса – сучасний напрям в області інтелектуального аналізу даних. БМ все частіше і ширше застосовуються для обробки статистичних даних, представлених часовими рядами і часовими перерізами, а також якісними даними, представленими експертними оцінками, лінгвістичними змінними і т. ін. [11].

Найширше застосування БМ знайшли у розв'язанні задач медичної діагностики, де вони допомагають ставити та уточнювати діагнози найрізноманітніших хвороб в умовах неточної та неповної інформації. Крім того, широке застосування БМ знаходять в системах класифікації даних різної природи, системах автоматичного розпізнавання мовних сигналів, маркетингу і бізнесі, а також у багатьох інших сферах діяльності. Наприклад, БМ використовується при керуванні інтерфейсними агентами в системі Microsoft Office для діагностики проблем у функціонуванні принтерів, довідкових та wizard-системах. Також БМ застосовується у пошукових машинах в Інтернеті для забезпечення можливості прогнозування модифікацій запитів, що надходять від користувачів. Широко відоме застосування БМ як антиспамового фільтра для поштових програм.

Загалом БМ дає можливість встановити причинно-наслідкові зв'язки між подіями та визначити ймовірності настання тієї чи іншої ситуації при отриманні нової інформації щодо зміни стану будь-якого вузла (змінної) мережі. Ступінь успішності застосування даного методу моделювання та формування статистичного висновку залежить від вміння коректно сформулювати постановку задачі, вибрати змінні процесу, які в достатній мірі характеризують його динаміку або статику, зібрати статистичні дані та використати їх для навчання мережі, а також коректно сформувати результат – висновок за допомогою побудованої мережі [12].

Основною перевагою БМ є можливість одночасного врахування кількісних та якісних ринкових показників, динамічне надходження нової інформації, а також використання явної залежності між існуючими факторами, що впливають на фінансові показники, а також наочність моделювання. Ще однією перевагою застосування мереж Байєса є можливість врахування у моделі дискретних і неперервних змінних, врахування невизначеностей та практично відсутнє обмеження на кількість змінних. У порівнянні з іншими методиками оцінювання ймовірності банкрутства, БМ приваблюють наявністю багатьох властивостей. Вони легко піддаються опису, мають гарні показники як інструмент для класифікації, не мають обмежень на закони розподілу змінних, на відміну від інших моделей на основі регресійних рівнянь, та не вимагають повноти інформації. Сучасні дослідження вивчають один тип БМ – наївні БМ, що є простими в реалізації та показують прийнятні результати у прогнозуванні банкрутства. За допомогою БМ можливо доволі легко моделювати складні відношення між змінними, включаючи «ефекти взаємодії». Даний підхід до моделювання вимагає втручання у процес експертів для визначення апріорного стану підприємства.

В ході досліджень на розробок можливостей застосування БМ до моделювання і прогнозування стану фірми виникає ряд проблем, що наразі підлягають більш детальному опрацюванню.

При побудові БМ виникає проблема знаходження методу точного імовірнісного висновку на основі навчальної вибірки. Щоб вирахувати ймовірності вузлових вершин, замість таблиць умовних ймовірностей використовується матриця емпіричних значень спільних ймовірностей. Основними цілями є досягнення залежності обчислювальної швидкості від розміру вибірки, відсутність необхідності попередньої розробки структури мережі, та простота реалізації [13; 14]. Існує також проблема вибору змінних для побудови моделі. Серед показників фінансової діяльності підприємства є велика кількість змінних, що потенційно можуть вказувати на ймовірність банкрутства, включаючи різноманітні фінансові відношення, інформацію з біржі, виробничі рівні та ін. Необхідний алгоритм конструктивного вибору змінних, що може використовуватися для створення високопродуктивної простої БМ для прогнозування банкрутства. Крім того, підлягає подальшому дослідженню проблема кількості станів дискретизації для неперервних

змінних. БМ, як правило, працюють з дискретними величинами. Шляхом дискретизації неперервні змінні перетворюються у дискретні змінні з кількома станами. Не зовсім зрозуміло, чи впливає, і як впливає, кількість станів, у які дискретизуються неперервні змінні, на продуктивність Байєсівської моделі. Також існує питання, чи покращить роботу моделі використання апроксимації неперервних змінних неперервними законами розподілу замість застосування дискретизації [11].

Загальні відомості про БМ

БМ є різновидом імовірнісних мереж, у яких отримання нових знань про ймовірності у вершинах мережі здійснюється за допомогою формули Байєса та її узагальнень. БМ являють собою графічні моделі подій і процесів на основі об'єднання деяких результатів теорії ймовірностей і теорії графів. Основною ідеєю побудови графічної моделі є поняття модульності, тобто розкладання складної системи на прості елементи. Для об'єднання окремих елементів у систему використаються результати теорії ймовірностей, які забезпечують моделі практичну дієздатність у цілому, а також дають можливість поєднувати графічні моделі з базами даних. Такий граф-теоретичний підхід до побудови моделі дає досліднику можливість будувати моделі процесів з множини сильно взаємодіючих змінних, а також створювати структури даних для наступної розробки ефективних алгоритмів їхньої обробки та прийняття рішень [11].

БМ являє собою пару $<G, B>$, у якій перша компонента G – це спрямований нециклічний граф, що відповідає випадковим змінним і записується як набір умов незалежності: кожна змінна незалежна від її батьків в G. Друга компонента пари B – це множина параметрів, що визначають мережу. Компонента містить параметри $\Theta_{X^{(i)}|pa(X^{(i)})} = P\left(X^{(i)} \middle| pa\left(X^{(i)}\right)\right)$ для кожного можливого значення $x^{(i)} \in X^{(i)}$ та $pa(X^{(i)}) \in Pa(X^{(i)})$, де $Pa(X^{(i)})$ позначає набір батьків змінної $X^{(i)} \in G$. Кожна змінна $X^{(i)} \in G$ представляється у вигляді вершини. Якщо розглядають більше одного графа, то для визначення батьків змінної $X^{(i)}$ в графі G використають позначення $Pa^G(X^{(i)})$. Повний спільний розподіл ймовірністей БМ обчислюється за формулою:

$$P_B(X^{(1)},...,X^{(N)}) = \prod_{i=1}^{N} P_B(X^{(i)} | Pa(X^{(i)})).$$

З математичної точки зору БМ – це модель подання існуючих і відсутніх імовірнісних залежностей. При цьому зв'язок $A \rightarrow B$ являється причинним, коли подія A – причина виникнення B, тобто коли існує механізм, відповідно до якого значення, прийняте A, впливає на значення, прийняте B. БМ називають причинною (каузальною), коли всі її зв'язки являються причинними.

Запишемо послідовність дій (алгоритм) щодо формування байєсового висновку на відомій множині конкуруючих гіпотез, які пояснюють множину даних. Для кожної гіпотези необхідно виконати наступне:

– перетворити апріорну та правдоподібну інформацію, що міститься в даних, у ймовірності;
– перемножити отримані ймовірності;
– нормувати результати з метою отримання апостеріорної ймовірності для кожної гіпотези при наявній інформації.
– вибрати гіпотезу, яка має максимальну ймовірність.

В деяких випадках ми можемо обчислити апріорні ймовірності на основі статистичних даних. Однак, в більшості випадків це неможливо зробити внаслідок суб'єктивних труднощів отримання статистичних даних, але апріорні знання можуть представлені у інших формах [12; 13; 15].

Опис вхідних даних моделі

Модель включає в себе 14 фінансових показників. Вони здебільшого не належать до прямих показників фінансової звітності, оскільки останні часто бувають некоректними або «підправленими». Інформація представляє собою реальні дані за документацією банка, що надає кредити юридичним особам, за 2009 рік. Вибірка містила дані щодо 395 фірм, серед яких переважали представники великого та середнього бізнесу, та включала інформацію за п'ятнадцятьма показниками. Опишемо кожен показник більш докладно.

Для отримання скінченного набору станів для кожного предиктора необхідно привести дані до дискретного вигляду. Зазначимо, що для кожного показника пропуск даних (N/A) визначений як окремий стан, оскільки відсутність фінансової інформації також часто може свідчити про реальний стан справ на підприємстві.

1. AN S (Annual sales) – обсяг продажів товарів та послуг, що здійснило дане підприємство за рік.
2. IN DEF (In default) – індикатор, що показує, чи перебувало підприємство в стані дефолту в попередньому році.
3. LGD (Loss Given Default) – індикатор, що показує, яку частину капіталу, вкладеного в підприємство, втратить інвестор, у випадку реалізації ризикових обставин або дефолту. Може визначатися згідно директив правління, що базуються безпосередньо на інвестиційній угоді. За іншою методикою, банк може самостійно визначати розмір відшкодування, за погодженням внутрішньої політики та зовнішнього нагляду.
4. BAL (Balance) – баланс, сума, знята з лінії кредитування.
5. LBD (Leverage Buyout Deal) – індикатор, що вказує на те, що угода є левериджевою, тобто що позика береться з метою покупки контрольного пакету акцій або виробничих потужностей іншого підприємства.
6. ROA (Return on Assets) – показник, що у процентному відношенні показує, наскільки прибутковими є активи компанії. Визначається як відношення суми чистого прибутку та витрат на відсотки за мінус

відсотки податкової економії до суми загальних активів. ROA визначає, яку суму прибутку підприємство може мати за кожну грошову одиницю, яку воно контролює. Цей показник є корисним для порівняння конкуруючих фірм в одній і тій самій галузі господарства. Він буде сильно відрізнятися для підприємств різних галузей, оскільки, приміром, ресурсномісткі виробництва мають нижчу прибутковість капіталу через більшу потребу у початкових інвестиціях. ROA показує, наскільки прибутковою є компанія до укладання будь-якої левериджевої угоди.

7. DSCR (Debt Service Ratio) – коефіцієнт обслуговування боргу. Це показник кількості грошових засобів, доступних для обслуговування боргу, спричиненого виплатою відсотків, основних відрахувань та оренди. Це поширений критерій оцінки визначення спроможності фізичної чи юридичної особи здійснювати боргові виплати. Чим вищий цей показник, тим простіше отримати будь-яку позику.

8. CIC (Cash Interest Cover Ratio) – коефіцієнт готівкового покриття відсотків. Це міра того, наскільки компанія спроможна виплачувати відсотки за заборгованостями завдяки своїм прибуткам до виплати податків та відсотків (EBIT). Чим нижчий цей показник, тим більший борговий тягар лежить на даній фірмі та тим вища ймовірність банкрутства.

9. DDER (Debt to Debt+Equity Ratio) – борги/(борги+власний капітал). Власний капітал – різниця між активами та зобов'язаннями. З точки зору акціонерів – сума, що залишається після задоволення вимог кредиторів, власників облігацій, а також погашення інших зобов'язань.

10. CFOL (Cash Flow from Operations to Liabilities) – показник, що визначається як відношення зваженого середнього операційного грошового потоку до загальних зобов'язань.

11. EBITDA (Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization Volatility) – волатильність прибутку до виплати відсотків, податків, зниження вартості та амортизації. Показник розраховується на підставі фінансової звітності компанії і використовується для оцінки прибутковості основної діяльності компанії. Показник використовується при проведенні порівняння з галузевими аналогами, дозволяє визначити ефективність діяльності компанії незалежно від її заборгованості перед різними кредиторами і державою, а також від методу нарахування амортизації.

12. NWC (Net worth CPI) – власний капітал відносно індексу ринкових цін. Власний капітал – це величина, на яку активи перевищують зобов'язання. Даний показник вимірює чисту вартість компанії за останній рік з урахуванням інфляції.

13. NPAT (Negative Net Profit After Tax Flag) – індикатор від'ємного чистого прибутку після сплати податків за останній рік.

14. MP (Market Position) – позиція на ринку.

Прогнозована змінна:

PD (Probability of default) – ймовірність банкрутства.

Для оцінювання точності прогнозування в була використана також експертна оцінка ймовірності банкрутства підприємств, що входять у навчальну вибірку.

Розробка структури моделі

На першому етапі побудови моделі слід провести аналіз вибірки даних з метою перевірки їх придатності для побудови моделі. Здійснивши побудову коефіцієнтів кореляції між стовпчиками даних, що, потенційно, можуть бути предикторами банкрутства, було відкинуто усі показники, що мали коефіцієнт кореляції з іншими стовпчиками більший, ніж 0,2. За умов наявності більшого числа потенційних предикторів та більшого розміру вибірки цей поріг можна було б знизити до 0,1, що, можливо, покращило б якість моделі.

В роботі проводиться порівняльний аналіз моделей на основі простої та каскадної БМ. Розглянемо принципи побудови обох мереж. Після перевірки змінних на незалежність між собою була перевірена залежність між предикторами, що залишилися, та стовпчиком показників дефолту або його відсутності. Так, були відкинуті показники, що впливають на прогнозовану змінну з коефіцієнтом кореляції більшим, ніж 0,5, або не впливають взагалі. В результаті показники було згруповано за величиною коефіцієнта кореляції та розподілено на дві групи.

Перша група об'єднала показники, що корелюють із прогнозованою змінною із коефіцієнтом більшим, ніж 0,1. Оскільки ці показники мають найбільший вплив на ризик банкрутства, їх буде включено до першого рівня мережі Байєса. Наведемо коефіцієнти кореляції між PD та усіма предикторами у таблицях 1 та 2.

Таблиця 1

Кореляція між PD та предикторами першого рівня

NPAT	0,440220551
IN DEF	0,319509857
EBITDA	0,252328868
AN S	0,14782008
LBD	0,108973829
CFOL	– 0,164349051
NWC	– 0,396602581
BAL	– 0,095535831

Предиктори, наведені у таблиці 2, мають коефіцієнт кореляції з показником банкрутства менший, ніж 0,1. Таким чином, згідно визначеного принципу побудови моделі, вони складають другий рівень мережі Байєса у тому випадку, якщо будується каскадна модель.

Таблиця 2

Кореляція між PD та предикторами другого рівня

DDER	0,065665006
LGD	0,065499918
MP	0,032890914
ROA	0,008740466
CIC	-0,022705597
DSCR	-0,024467454

Тепер з'ясуємо розташування вершин у другому рівні каскадної моделі. Вузол другого рівня має надавати інформацію, якої бракує, вузлу першого рівня. Через це дочірніми вершинами для певних вершин першого рівня мають бути такі, чий коефіцієнт кореляції з батьківськими вершинами є найбільшим. Зведемо всі побудовані з цією метою коефіцієнти кореляції в єдину таблицю (таблиця 3).

Таблиця 3

Кореляція між предикторами першого та другого рівнів

	DDER	LGD	MP	ROA	CIC	DSCR
NPAT	-0,00894	0,117601	-0,11384	-0,02001	-0,03475	**-0,14772**
IN DEF	-0,00897	-0,10259	-0,06572	-0,00279	-0,00485	0,001083
EBITDA	0,037038	-0,06717	-0,07193	0,071313	**0,15956**	**-0,12545**
AN S	-0,09649	0,0812	**0,190491**	-0,00978	-0,01551	-0,03875
LBD	0,127637	-0,06611	0,145117	-0,04283	0,116547	-0,02602
CFOL	-0,1302	0,17587	0,143272	-0,02644	**0,204045**	0,064543
NWC	**-0,45732**	**0,248318**	**0,293683**	**-0,10257**	0,020369	-0,04113
BAL	**0,258413**	**-0,29473**	-0,0573	-0,02587	-0,0123	-0,02841

В ході аналізу даних таблиці 3 стають очевидними взаємозв'язки між предикторами та стає можливим розподіл пре дикторів другого рівня між батьківськими вершинами. Так, бачимо, що для деяких предикторів першого рівня, наприклад, для NW, існує більше, ніж одна дочірня вершина, а для деяких пре дикторів другого рівня, наприклад, для DSCR, існує більш, ніж одна батьківська вершина.

На основі таких міркувань стає можливим побудувати просту та каскадну мережу Байєса для оцінювання стану підприємства.

Проста мережа включає в себе лише предиктори першого рівня, тобто найбільш значимі. Схема даної мережі наведена на рис. 1.

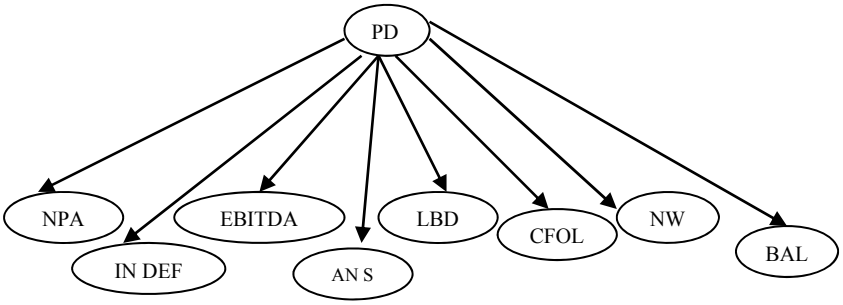

Рис. 1. Схема простої БМ для оцінювання стану підприємства

Каскадна мережа включає в себе предиктори першого рівня, а також предиктори другого рівня, що є дочірніми змінними пре дикторів першого рівня. Схема такої мережі наведена на рис. 2.

Як результат такої послідовності дій, отримано дві схеми моделей для оцінювання та прогнозування стану підприємства на основі мереж Байєса: просту та каскадну. В подальшому буде розглянуто послідовність їх реалізації та результати роботи.

Аналіз результатів роботи моделі

З метою одержання більш точних результатів моделювання у випадку моделей на основі простої наївної мережі Байєса в роботі застосовано багатокроковий підхід. Суть такого підходу полягає в тому, що навчальна вибірка даних була випадковим чином розділена на п'ять підмножин по 65 значень. Окремо була виділена тестова вибірка обсягом 25 значень, що включала в себе показники 21 фірми, що не зазнала банкрутства, та 4 фірм – банкрутів. Для кожної з п'яти навчальних підмножин була побудована

модель на основі простої наївної мережі Байєса. За допомогою цих п'яти моделей було виконано прогноз імовірності дефолту для кожного підприємства із навчальної вибірки. Застосовувався метод точного формування висновку – алгоритм Перла.

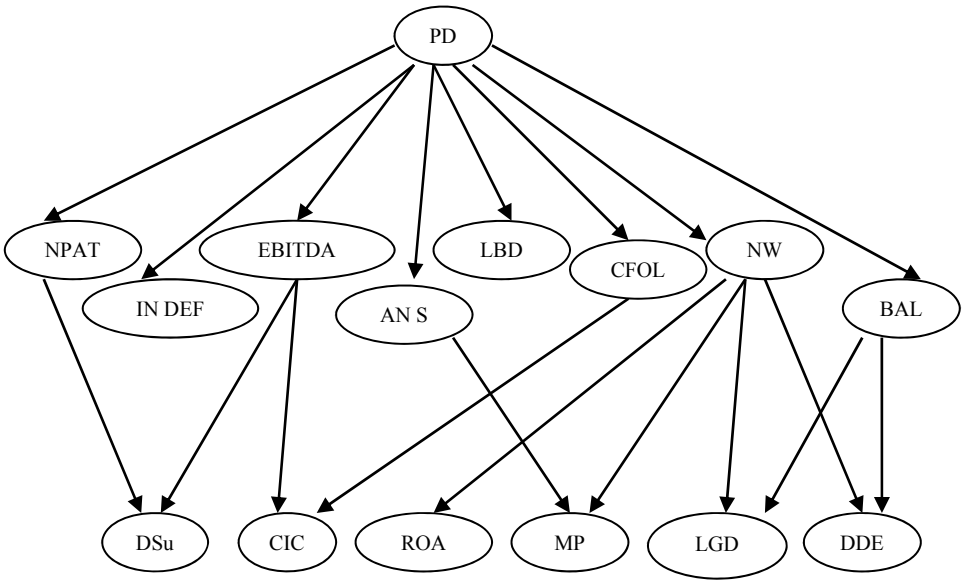

Рис. 2. Схема каскадної БМ для оцінювання стану підприємства

Після отримання прогнозів за допомогою п'яти моделей, було вирахувано середнє значення ймовірності дефолту для кожної із 25 фірм, що входять у навчальну вибірку. Цей результат приймається за загальний прогноз, одержаний за допомогою простої наївної БМ, З 21 успішного підприємства було правильно ідентифіковано 100 %, так само як і 4 з чотирьох підприємства-банкрутів. З цього можна зробити висновок, що для наведених даних, котрі використовувалися у роботі, така структура БМ є оптимальною, а модель, створена на її основі, дає коректну оцінку стану підприємства.

Проведемо оцінювання точності одержаного прогнозу за допомогою порівняння із експертними оцінками ймовірностей дефолту для кожного підприємства, що входить у навчальну вибірку. Побудуємо графік експертних оцінок та прогнозів моделі на основі простої наївної БМ. На осі абсцис відкладемо номери спостережень, тобто номер даної фірми у навчальній вибірці, на осі ординат – значення ймовірності. Наведемо даний графік на рис. 3.

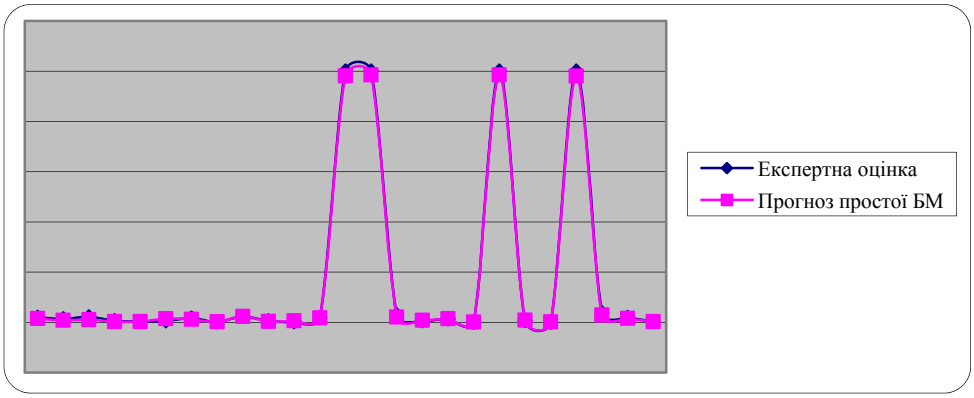

Рис. 3. Порівняння прогнозних (проста БМ) та експертних оцінок ймовірності дефолту

У ході виконання прогнозування за допомогою моделі на основі каскадної БМ було одержано наступні результати. Всі успішні підприємства було ідентифіковано правильно, тоді як для одне підприємства-банкрута із чотирьох було спрогнозовано ймовірність банкрутства лише на рівні 0,473. Отже, для такої моделі точність визначення підприємств, що перебувають у ситуації високої небезпеки дефолту, складає 75 %.

Побудуємо графік для порівняння експертних оцінок та прогнозів моделі на основі каскадної БМ. На осі абсцис відкладемо номери спостережень, тобто номер даної фірми у навчальній вибірці, на осі ординат – значення ймовірності. З графіка видно, що у випадку прогнозування ймовірності дефолту за допомогою каскадної моделі розбіжності між експертними оцінками та прогнозом більші, ніж для моделі на основі однорівневої БМ (рис. 4).

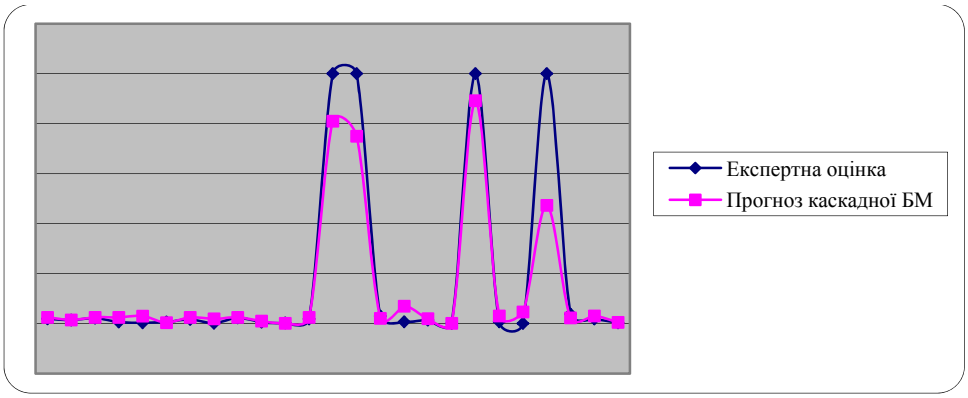

Рис. 4. Порівняння прогнозних (каскадна БМ) та експертних оцінок ймовірності дефолту

Нижчу точність результатів застосування каскадної моделі можна обґрунтувати, в першу чергу, особливостями вибірки вхідних даних. Оскільки фінансові показники, що використовувалися для побудови моделей, є не прямими даними облікової звітності, а їх похідними, то предиктори, що складають другий рівень каскадної моделі, можуть негативно впливати на вихідні умовні ймовірності першого рівня, вносячи неточність у прогноз через надмірне ускладнення зв'язків між причинними факторів, котрі формують їх значення.

Загалом, не можна виключати припущення, що у випадку побудови моделі за вибіркою даних по інших фінансових показниках, а також при іншому наборі станів дискретизації параметрів каскадна модель може показати кращі результати, ніж однорівнева. У розглянутому в даній роботі випадку, коли використовувалися похідні показники та від трьох до п'яти станів дискретизації в залежності від вибірки, кращі результати показала модель, що має простішу структуру.

Порівняльний аналіз результатів, одержаних різними методами

З метою проведення порівняльного аналізу результатів, одержаних за допомогою байєсівських моделей, було побудовано дві моделі дискретного вибору – логіт, або логістичну регресію, та пробіт. Ці моделі мають значне поширення у застосуванні до задач аналізу та оцінювання стану підприємств. Відомим фактом є висока чутливість даних моделей до набору даних у навчальних вибірках.

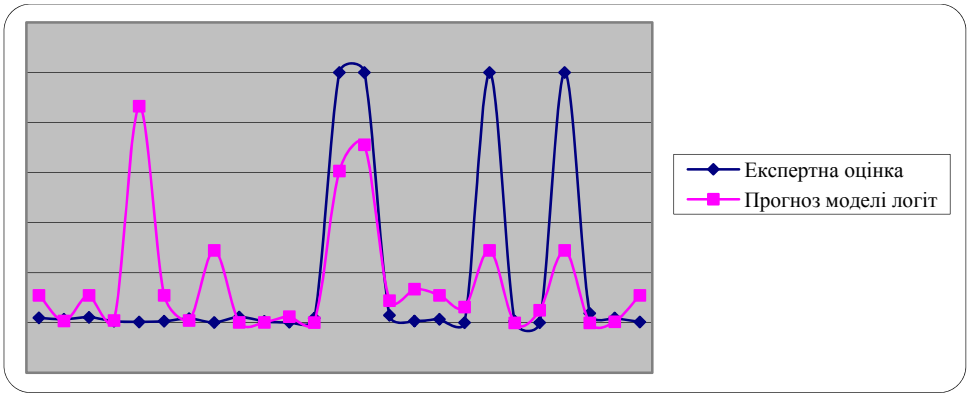

Рис. 5. Порівняння результатів роботи моделі логіт та експертних оцінок ймовірності дефолту

Результати роботи логіт-моделі було співставлено із експертними оцінками ймовірностей банкрутства для підприємств тестової вибірки. Результати порівняльного аналізу прогнозів моделі логіт та експертних оцінок відображені на рис. 5.

Визначення стану підприємства вважалося коректним, якщо прогнозована ймовірність його реального стану була не менше, ніж 0,5. За таких умов для 25 підприємств тестової вибірки було отримано наступні результати. Із 21 успішного підприємства було правильно оцінено стан 20, тобто 95,24 %. Із 4 підприємств-банкрутів було правильно оцінено 2, (50 %). Таким чином, було правильно прогнозовано стан 22 підприємств із 25, і загальна точність моделі склала 88 %.

Результати роботи пробіт-моделі порівнювались із експертними оцінками ймовірностей банкрутства для підприємств тестової вибірки. Результати порівняльного аналізу прогнозів моделі пробіт та експертних оцінок відображені на рис. 6.

Як і для попередньої моделі, визначення стану підприємства вважалося коректним, якщо прогнозована ймовірність його реального стану була не менше 0,5. За таких умов для 25 підприємств тестової вибірки отримано такі результати. Із 21 успішного підприємства було правильно оцінено стан 20, тобто 95,24 %. Із 4 підприємств-банкрутів було правильно оцінено 2, (50 %). Таким чином, було правильно прогнозовано стан 22 підприємств із 25, і загальна точність моделі пробіт, як і у випадку логіта, склала 88 %.

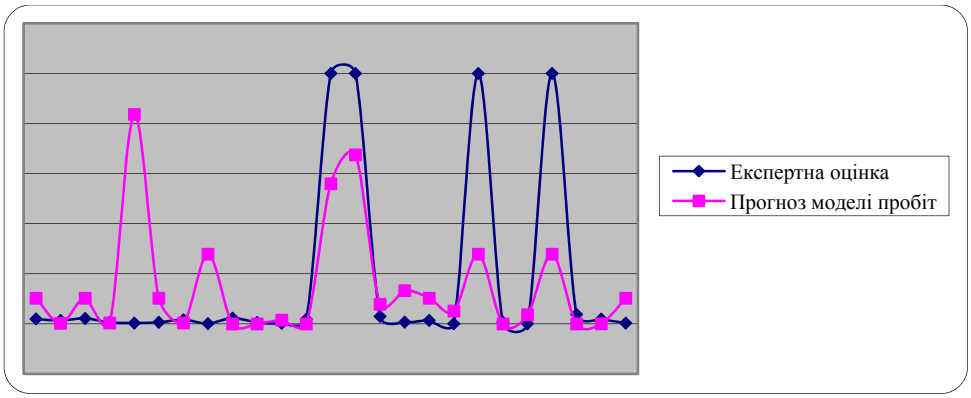

Рис. 6. Порівняння результатів роботи моделі пробіт та експертних оцінок ймовірності дефолту

Виконаємо порівняльний аналіз точності прогнозування ймовірності дефолту для 25 підприємств, що знаходились у тестовій вибірці. Як видно з таблиці 4, байєсівські моделі мають на порядок вищу точність, ніж моделі логіт та пробіт при побудові на основі одних і тих самих даних. Це може бути зумовлено високою чутливістю моделей логіт та пробіт до підбору даних, на відміну від моделей на основі БМ.

Таблиця 4

Порівняння точності прогнозів простої та каскадної байєсівських моделей, логіта та пробіта

	Відсоток правильно ідентифікованих успішних підприємств	Відсоток правильно ідентифікованих підприємств-банкрутів	Загальний відсоток правильно ідентифікованих підприємств
Проста байєсівська модель	100 %	100 %	100 %
Каскадна байєсівська модель	100 %	75 %	96 %
Логістична регресія	95,24 %	50 %	88 %
Пробіт	95,24 %	50 %	88 %

Висновки

Мережі Байєса дають можливість будувати моделі для дослідження процесів різної природи, зокрема для аналізу фінансового стану підприємства. У роботі описано процес побудови такої моделі, що включає в себе аналіз та опис вхідних даних, встановлення взаємозв'язків між ними та розробку структури моделі.

Розроблено структуру простої та каскадної моделей на основі мереж Байєса. Побудовано дві ймовірнісні моделі у вигляді мережі Байєса (проста та каскадна) для оцінювання ймовірності банкрутства фінансового підприємства. На основі статистичних даних за визначеними фінансовими показниками діяльності підприємства встановлено, що розроблена модель коректно прогнозує 100 % підприємств в однорівневому випадку та 96 % (в середньому) у випадку каскадної моделі (75 % банкрутств та 100 % стійких до банкрутства підприємств). Виконано порівняльний аналіз результатів прогнозування моделі на основі БМ з моделями логіт та пробіт. Для вибраних змінних встановлено, що БМ має вищу точність прогнозу, оскільки точність обох моделей дискретного вибору складає 88 %. Перевагами застосування БМ є такі: (1) можливість включення в модель великої кількості змінних; (2) одночасне використання кількісних і якісних змінних; (3) наявність декількох методів формування висновку; (4) простота включення експертних оцінок; (5) характер формування остаточного висновку наближається до інтуїтивного висновку, що формується експертом; та (6) наочність моделі, а також, для даного випадку, висока точність прогнозу.

Загалом, мережі Байєса – це перспективний інструмент моделювання фінансових процесів, що дає можливість отримати високі результати стосовно аналізу структури процесу, а також прогнозування його стану. Він потребує найбільш докладного вивчення з метою застосування до розв'язування різноманітних економічних задач та проблем із інших галузей діяльності людини. В подальших дослідженнях планується дослідити альтернативні методи структурного навчання та формування висновку з метою вибору кращого варіанту.

ЛІТЕРАТУРА

1. Gestel T. Bayesian kernel based classification for financial distress detection [Text] / Tony Van Gestel, Bart Baesens, Johan A. K. Suykens [and others] // European Journal of Operational Research. – 2006. – № 172. – P. 979–1003.
2. Beaver W. H. Financial Rations and Predictions of Failure [Text] / William Beaver // Empirical Research in Accounting Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research. – 1996. – P. 48-129.
3. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy [Text] / Edward Altman // The Journal of Finance. – September 1968. – P. 589–609.
4. Ohlson J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy [Text] / J. A. Ohlson // Journal of Accounting Research. – 1980. – № 19. – P. 109–131.
5. Zmijewski, M. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models [Text] / M. Zmijewski // Journal of Accounting Research. – 1984. – № 22 (Suppl.). – P. 59–82.

6. Tam K. Y. Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions [Text] / K. Y. Tam, M. Y. Kiang // Management Science. – 1992. – № 38(7). – P. 926–947.
7. McKee T. E. A Mathematically Derived Rough Set Model for Bankruptcy Prediction [Text] / T. E. McKee // Brown, C. E. (Ed.), Collected Papers of the Seventh Annual Research Workshop on Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Accounting, Auditing and Tax, Artificial Intelligence / Emerging Technologies Section of the American Accounting Association. –1998.
8. Shumway T. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model [Text] / T. Shumway // The Journal of Business. – 2001. – № 74. – P. 101–124.
9. Sarkar S. Bayesian Models for Early Warning of Bank Failures [Text] / S. Sarkar, R. S. Sriram // Managenemt Science. – 2001. – № 47(11). – P. 1457–1475.
10. McKee T. E. Genetic Programming and Rough Sets: A Hybrid Approach to Bankruptcy Classification [Text] / T. E. McKee, T. Lensberg // European Journal of Operational Research. – 2002. – № 138. – P. 436–451.
11. Sun L. Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues [Text] / Lili Sun, Prakash P. Shenoy // European Journal of Operational research. – 2007. – № 180. – P. 738–753.
12. Терентьєв О. М. Моделі і методи побудови та аналізу байєсівських мереж для інтелектуального аналізу даних [Текст] : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06 / Терентьєв О. М. – Київ : НТУУ «КПІ», 2009. – 258 с.
13. Celeux G. Designing a Bayesian network for preventive maintenance from expert opinions in a rapid and reliable way [Text] / G. Celeux, F. Corset, A. Lannoy, B. Ricard // Reliability Engineering and System Safety. – 2006. – № 91. – P. 849–856.
14. Терентьев А. Н. Эвристический метод построения байесовских сетей [Текст]: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. НТК «Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень та прикладі аспекти сучасних інформаційних технологій / А. Н. Терентьев, П. И. Бидюк. – Євпаторія, 2006. – травень. – Т. 1. – С. 401–403.
15. Бидюк П. И. Построение и методы обучения Байесовских сетей [Текст] / П. И. Бидюк, А. Н. Терентьев, А. С. Гасанов // Кибернетика и системный анализ. – 2005. – № 4. – С. 133–147.

© Загірська І. О., 2011

Стаття надійшла до редколегії 22.04.2011 р.