УДК 351 DOI https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2024.1.54

О. В. ПОЛОВЦЕВ
доктор наук з державного управління, професор,
професор кафедри державного управління і місцевого самоврядування
Херсонський національний технічний університет
ORCID: 0000-0003-4736-6133

С. П. ХОБЗЕЙ
аспірант кафедри адміністративного та фінансового менеджменту
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0009-0008-3478-6511

ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНОГО АПАРАТУ В ПУБЛІЧНОМУ УПРАВЛІННІ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ НАЦІОНАЛЬНОГО РІВНЯ

Робота присвячена формуванню наукового підґрунтя щодо обґрунтування використання математичного апарату в публічному управлінні фінансово-економічними процесами на національному рівні.

В роботі доведено, що більшість процесів на макрорівні економіки мають циклічний характер розвитку. Прогнозування початку та закінчення циклу – актуальна задача сьогодення, оскільки це надає можливість приймати обґрунтовані об'єктивні рішення на всіх рівнях публічного управління. Саме така задача ідентифікації циклів в макроекономічній системі розглядається роботі. В дослідженні була поставлена задача, на основі статистичних даних щодо протікання реальних фінансово-економічних процесів на національному рівні, необхідно побудувати ймовірнісну модель для ідентифікації циклів на основі принципу класифікації даних та встановити ефективність використання різних стратегій класифікації та дослідити якість класифікації шляхом порівняння отриманих результатів з експертними оцінками.

В статті запропонована концепція використати мережі Байєса для ідентифікації (розпізнавання) фаз розвитку процесів довільної природи, представлених часовими рядами даних, зокрема в економіці та фінансах. Попередні дослідження, виконані в даному напрямі, свідчать про можливість отримання прийнятних позитивних результатів. Для цього необхідно створити спеціальні ймовірнісні моделі та оцінити їх параметри за допомогою статистичних даних стосовно розвитку процесу.

Для аналізу наявності циклів у процесах на макрорівні в роботі запропоновано використати сучасний апарат ймовірнісного моделювання – мережі Байєса. На основі статистичних даних побудована структура мережі, яка застосована для виявлення циклів на заданому часовому інтервалі. Коректність отриманого результату підтверджена експертними оцінками.

Для виявлення можливих циклів у фінансово-економічних процесах запропоновано використати динамічні мережі Байєса, які представляють ефективний інструмент аналізу процесів довільної природи. В результаті навчання мережі та її використання виявлення бізнес-циклів встановлено, що похибка класифікації складає не більше 16,5%, що є цілком прийнятним результатом для даного випадку.

Окреслено напрями наукового пошуку та подальших досліджень щодо обґрунтування можливостей застосування мереж Байєса для моделювання і прогнозування розвитку процесів публічного управління різних рівнів. Зокрема, встановлення можливості їх застосування до розв'язання задач управління ресурсами та ризиками, пов'язаними з реалізацією управлінських рішень.

Ключові слова:, *публічне управління та адміністрування, мережі Байєса, моделювання і прогнозування розвитку процесів публічного управління, публічне управління фінансово-економічними процесами.*

O. V. POLOVTSEV
Doctor of Sciences in Public Administration, Professor,
Professor at the Department of Public Administration and Local Self-Government
Kherson National Technical University
ORCID: 0000-0003-4736-6133

S. P. KHOBZEY
Postgraduate Student at the Department of Administrative
and Financial Management
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0009-0008-3478-6511

USE OF MATHEMATICAL APPARATUS IN PUBLIC ADMINISTRATION OF FINANCIAL AND ECONOMIC PROCESSES AT THE NATIONAL LEVEL

The work is devoted to the formation of a scientific basis for the justification of the use of mathematical apparatus in the public management of financial and economic processes at the national level.

The work proves that most processes at the macro level of the economy have a cyclical nature of development. Forecasting the beginning and end of the cycle is an urgent task today, as it provides an opportunity to make reasonable and objective decisions at all levels of public administration. It is this task of identifying cycles in the macroeconomic system that is considered in the paper. In the study, the task was set, based on statistical data on the flow of real financial and economic processes at the national level, it is necessary to build a probabilistic model for identifying cycles based on the principle of data classification and establish the effectiveness of using different classification strategies and investigate the quality of classification by comparing the obtained results with expert assessments.

The article proposes the concept of using Bayesian networks to identify (recognize) phases of the development of processes of an arbitrary nature, represented by time series of data, in particular in economics and finance. Previous studies carried out in this direction indicate the possibility of obtaining acceptable positive results. For this purpose, it is necessary to create special probabilistic models and estimate their parameters using statistical data regarding the development of the process.

In order to analyze the presence of cycles in processes at the macro level, it is proposed to use a modern probabilistic modeling apparatus – Bayesian networks. Based on statistical data, a network structure is built, which is used to detect cycles at a given time interval. The correctness of the obtained result is confirmed by expert assessments.

To determine availability of possible cycles in financial and economic systems is it proposed to use dynamic Bayesian network that represent an effective instrument for analysis of data of arbitrary nature. As a result of the network training and its use for the cycles identification it was established that the classification errors does not exceed 16.5% what is quite acceptable in this case.

The directions of scientific research and further research regarding the substantiation of the possibilities of using Bayesian networks for modeling and forecasting the development of public management processes at various levels are outlined. In particular, establishing the possibility of their application to solving the problems of managing resources and risks associated with the implementation of management decisions.

Key words: *public management and administration, Bayesian networks, modeling and forecasting of the development of public management processes, public management of financial and economic processes.*

Постановка проблеми

Можливості аналізу циклів в розвитку складних систем – актуальна задача сьогодення, розв'язання якої дає можливість спрогнозувати, наприклад, розвиток макроекономіки держави на відносно довгих часових інтервалах. В свою чергу, наявність високоякісного прогнозу сприяє формуванню відповідних управлінських рішень, спрямованих на подолання кризових явищ. Ідентифікація циклів в економічних системах дає можливість визначити (спрогнозувати) характер змін на конкретний момент часу та прийняти рішення щодо напряму подальшого розвитку процесу. Для ідентифікації циклів можна скористатись сучасним ймовірнісним інструментом математичного моделювання – мережею Байєса (МБ), яка виявилась корисною при розпізнаванні образів, прогнозуванні та розв'язуванні багатьох інших задач, пов'язаних з невизначеностями статистичного, структурного і параметричного характеру [1–5].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

В роботах [6, 7] показано, що в даному контексті МБ мають ряд переваг над іншими методами розпізнавання та прогнозування, які полягають, зокрема, у такому: (1) представлення невизначеностей в даній області за допомогою МБ відповідає способу представлення невизначеностей експертами; (2) мережі Байєса дають можливість визначити спільну ймовірність прийняття тих чи інших значень фінансово-економічними змінними, а також забезпечують формування алгоритму ймовірнісного висновку. БМ можна використати також для ідентифікаціїї (розпізнавання) фаз розвитку процесів довільної природи, представлених часовими рядами даних, зокрема в економіці та фінансах. Попередні дослідження, виконані в даному напрямі, свідчать про можливість отримання прийнятних позитивних результатів. Для цього необхідно створити спеціальні ймовірнісні моделі та оцінити їх параметри за допомогою статистичних даних стосовно розвитку процесу.

Формулювання мети дослідження

На основі статистичних даних щодо протікання реальних фінансово-економічних процесів на державному рівні необхідно побудувати ймовірнісну модель для ідентифікації циклів на основі принципу класифікації даних. Встановити ефективність використання різних стратегій класифікації та дослідити якість класифікації шляхом порівняння отриманих результатів з експертними оцінками.

Викладення основного матеріалу дослідження

Введемо змінну класу, *Phase*, і скористаємось такою схемою її аналізу: *підйом* (1), *верхня точка повороту* (2), *спуск* (3) і *нижня точка повороту* (4). Загальною методикою дослідження ряду статистичних даних є розділення його на навчальну та контрольну вибірки. Це загальний підхід, який використовується при розв'язуванні задач класифікації та прогнозування. Побудуємо класифікатор на основі мережі Байєса (МБ).

Побудова мережі Байєса. Нехай $\mathbf{x} = (x_1,...,x_n)$ – вектор дійсних випадкових змінних з області $\mathbf{U} = \{x_1,...,x_n\}$. Позначимо загальний ймовірнісний простір через $(R^{\,n},\, B^n,\, p_B)$, де $R^{\,n}$ – множина $n-$вимірних векторів дійсних чисел; B^n – простір визначення множини $R^{\,n}$; p_B – розподіл ймовірностей в області B^n. Мережу Байєса будемо представляти парою: $B = (G, p_B)$, де $G := (U, E)$ – спрямований ациклічний граф (САГ) в області $\mathbf{U}$; E – множина спрямованих дуг.

Згідно з так званою прямою марковською властивістю, спільний розподіл змінних моделі p_B обчислюється за виразом [3, 4]:

$$p_B(x_1,...,x_n) = \prod_{i=1}^{n} p_B(x_i \mid \Pi_i)\,. \tag{1}$$

При розв'язанні задачі класифікації областю дослідження є $\mathbf{U} = \{C, A_1,..., A_n\}$, де $C-$ змінна класу, $\mathbf{A} = \{A_1,..., A_n\}$ – множина атрибутів, які складають основу для прогнозування. У випадку прогнозування циклів $C = Phase$, а $\mathbf{A} = Indices$ (множина індикаторів біржі). Особливий інтерес представляє умовний розподіл для C при відомому $\mathbf{A}$, тобто, $\{A_{i_1},..., A_{i_k}\} = \Delta(C) \subset \mathbf{U}$, де $\{A_{i_1},..., A_{i_k}\} = \Delta(C) \subset \mathbf{U}$. В подальшому обмежимось аналізом області, в якій $\mathbf{x}$ є $n-$вимірним дискретним вектором. Без втрати узагальнення можна припустити, що $\mathbf{x} \in N^{\,n}$, де $N^{\,n}-$ множина $n-$вимірних векторів натуральних чисел. Нехай $M_i = \{1,..., r_i\}$ представляє скінченну множину можливих значень x_i, а $M_{\Pi_i} = \{1,..., q_i\}-$ скінченна множина можливих комбінацій значень, які може приймати множина батьківських змінних Π_i (для змінної x_i) на спрямованому ациклічному графі G.

Відповідний ймовірнісний простір мережі Байєса (G, P_B) в області $\mathbf{U}$ можна визначити так:

$$(\mathbf{M}, \mathrm{A}(\mathbf{M})\ p_B), \tag{2}$$

де $\mathbf{M} \subseteq M_1 \times M_1 \times ... \times M_n \subseteq N^{\,n}$ – добуток множин можливих значень для $x_i, i = 1,..., n$; $\mathrm{A}(\mathbf{M})-$ набір всіх можливих підмножин $\mathbf{M}$; P_B- функція ймовірності з областю визначення $\mathrm{A}(\mathbf{M})$. З виразу (1) випливає, що p_B представляє собою набір добутків локальних розподілів.

Так, для кожного конкретного значення $\Pi_i = j \in \{1,..., q_i\}$ розподіл $p_B(x_i \mid \Pi_i = j)$ є багатовимірним розподілом з вектором параметрів $\Theta_{ij} = \{\theta_{j1},..., \theta_{ijr_i}\}$. Позначимо також через $\overline{\Theta} = \Theta_{i1},..., \Theta_{iq_i}$ параметри множини багатовимірних розподілів для вузла $x_i, i = 1,..., n$ і нехай $\Theta_B = \{\theta_i,\ i = 1,..., n\}$ – параметри, які необхідні для задавання ймовірностей p_B мережі Байєса $(G,\ p_B)$.

Процедура навчання мережі Байєса. Навчання мережі Байєса $B \in \mathbf{B}$ на основі спостережень $\mathbf{d} = \{\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N\} \in \mathbf{M}^N$ означає, що необхідно знайти таку "найкращу" функцію прийняття рішень $f \in \Phi : \mathbf{M}^N \to \mathbf{B}$ на допустимій множині функцій прийняття рішень f . Функція прийняття рішень (ФПР) f присвоює будь-яким можливим даним $\mathbf{d} \in \mathbf{M}^N$ мережу Байєса B із (можливо обмеженої) множини $\mathbf{B} = \{ (G, p_B) | G \Rightarrow \mathbf{U}\}$, тобто, де G – граф, визначений на $\mathbf{U}$.

При навчанні МБ на основі дискретних даних припускають, що $\mathbf{d}$ – це реалізація мультиноміальної вибірки з генеральної вибірки, яка має розподіл $p_B \in \mathbf{P_B}$, де $\mathbf{P_B}$ – множина всіх розподілів на $\mathrm{A}(\mathbf{M}^N)$, які можуть бути описаними мережею Байєса на $\mathbf{U}$. Тобто, припустимо, що значення $\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N$ представляють собою реалізації випадкових змінних $X_1,..., X_N$, які є незалежними та однаково розподіленими (НОР) за деяким законом $p_B \in \mathbf{P_B}$ [4].

Існує декілька підходів до визначення "найкращої" ФПР. Загальноприйнятим підходом до навчання МБ є використання кількісних функцій якості вигляду: $s : \mathbf{M}^N \times \mathbf{B} \to R$, які дають можливість оцінити наскільки близько (адекватно) мережа $B \in \mathbf{B}$ узгоджується з даними $\mathbf{d} \in \mathbf{M}^N$. Для конкретної визначеної функції якості найкращою функцією прийняття рішень буде та, що ставить у відповідність кожному набору даних $d \in \mathbf{M}^N$ мережу $B \in \mathbf{B}$, максимізуючи при цьому функцію якості

$$f_{opt}(\mathbf{d}) := \arg\max_{B \in \mathbf{B}} (s(B, \mathbf{d})) .$$

Вибрана функція якості грунтується на принципі максимальної правдоподібності. Логарифм правдоподібності має вигляд:

$$s(B, \mathbf{d}) := L\ (B \,|\, \mathbf{d}) = \log p_B(\mathbf{d}),$$

але число параметрів, які необхідні для відображення $p_B \in \mathbf{P_B}$ може бути дуже великим в залежності від розміру та складності графа G .

Функції якості, які найчастіше використовуються для навчання МБ, задовольняють цій вимозі. Так, функції опису мінімальної довжини (ОМД) і BDe поєднують правдоподібність із штрафом, який відноситься до складності моделі [6, 7]. Метрика ОМД грунтується на принципі описання мінімальної довжини, а функція BDe передбачає пошук мережі з максимальною апостеріорною ймовірністю (при заданій апріорній) на множині структур МБ G і параметрів $\Theta_\mathbf{B}$.

Отримання цих функцій якості, а також логарифму правдоподібності грунтуються на припущенні, що $\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N$ – це реалізації незалежних та однаково розподілених випадкових змінних $X_1,..., X_N$ у відповідності до p_B . При цьому використовується наступна факторизація:

$$p(X_1,..., X_N) = \prod_{k=1}^{N} p_B[X(k)] = \prod_{k=1}^{N}\prod_{i=1}^{n} p_B[X_i(k) \,|\, \Pi_i(k)] . \tag{3}$$

Навчання динамічних БМ. При формуванні функції якості для динамічних МБ (ДМБ) припущення щодо незалежності векторів $\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N$ можна замінити на припущення щодо існування стаціонарного марковського процесу для $\mathbf{x}(k)$, $k = 1,2,3,...$. Це припущення дає можливість обчислити функцію спільного розподілу для скінченної послідовності $\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N$ за виразом:

$$p(\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_N) = p(\mathbf{x}_1) \prod_{k=2}^{N} p(\mathbf{x}(k) \,|\, \mathbf{x}(k-1)) . \tag{4}$$

Позначимо множину перехідних мереж через $\mathbf{B}_{\rightarrow}$. Зазначимо, що значення змінних перехідної мережі, які відносяться до моменту часу "–1", не мають батьків: $\prod_{i,-1} = 0,\ i = 1,...,n$. Виразом (4) можна скористатись для отримання функцій якості навчання динамічних МБ, які є аналогами ОМД, BDe і логарифму правдоподібності. Задачу навчання динамічної МБ можна розділити на два етапи. Тобто, процес навчання ДМБ складається з навчання двох (стандартних) мереж Байєса:

1. Апріорна мережа B_1 навчається за вибіркою $\mathbf{d} = \{x_{\mathbf{1}},...,x_{1M}\}$. Для реалізації такого навчання необхідно отримати множини спостережень часових рядів даних $x(k)$ $k = 1,...,N_m$ потужністю N_m, $m = 1,...,M$, відповідно.

2. На другому етапі перехідна мережа B, визначена на множині значень $\mathbf{U} = \{X_{1,-1},...,X_{n,-1},\ X_1,...,X_n\}$, повинна навчатись при обмеженні $B \in \mathbf{B}_{\rightarrow}$. Навчальна вибірка формується із спостережень часових рядів $\mathbf{d} = \{\mathbf{x_1},...,\mathbf{x}_{1N_1},...,\mathbf{x}_{bfM_1},...,\mathbf{x}_{\mathbf{M}\ M}\}$ шляхом конкатенації послідовних спостережень $k = 2,...,N_M$, $m = 1,...,M$ $k = 2,...,N_M$, $m = 1,...,M$.

Класифікація циклів економетричного часового ряду. Класифікацію фаз часового ряду (відносно вибраного моменту часу $k = 1$) будемо виконувати за допомогою оцінки умовного розподілу

$$\hat{p}_B\,(Phase|Phase_{-1}, Indices_{-1}, Indices)$$

навченої перехідної мережі $B \in \mathbf{B}_{\rightarrow}$. Визначення моменту $k = 1$ не відіграє значної ролі, але його необхідно вибирати так, щоб перехідна мережа була здатна після навчання класифікувати фазу ($Phase$). Таким чином, дані, що використовуються для навчання, $\mathbf{d} = \{(phase, indices)_k^T,\ k = 2,...,112\}$ представляються у вигляді:

$$\widetilde{\mathbf{d}} = \{(phase_{-1},\ indices_{-1},\ phase,\ indices)_k^T,\ k = 2,...,112\}.$$

Навчання класифікатора на основі МБ. Розглянемо побудову класифікатора для динамічної МБ. Для навчання використовуються вибрані індекси та застосовуються різні стратегії пошуку на одній і тій же множині даних. Для визначення структури перехідної мережі застосуємо алгоритм К2 до допустимих структур мереж $\mathbf{B}$ [5, 8]. Якість відображення даних мережею B оцінюється за допомогою функції якості у вигляді логарифму правдоподібності $L\ (B|\mathbf{d})$. Після визначення структури МБ необхідно оцінити вектор параметрів Θ_B методом максимальної правдоподібності (ММП) або іншим методом.

Класифікатори на основі розширеного дерева. В загальному випадку використання логарифму функції правдоподібності, як функції якості, не гарантує досягнення повного контролю над процесом навчання МБ. При цьому вона не має обмеження, яке б гарантувало перенавчання, тобто, не має обмеження на складність мережі. Разом з тим, обидві функції якості, ОМД і Bde, включають обмеження на складність мережі, але вони не відповідають вимогам задачі класифікації. Ці функції дають міру правдоподібності того, що дані були згенеровані мережею Байєса B із спільного розподілу $p_B\,(C, A_1,..., A_m)$ цієї мережі. Вони накладають обмеження (штраф) на всю мережу. Таким чином, метою класифікації є пошук даних з функцією розподілу $p_B\,(C, A_1,..., A_m)$. При цьому складність класифікатора точніше оцінюється числом параметрів цього умовного розподілу.

На сьогодні ще не існує широко вживаної і зручної в обчислювальному відношенні функції якості, яка б надавала можливість вибирати оптимальний класифікатор Байєса з множини всіх можливих структур мереж $\mathbf{U}$. Так, ідея побудови спрощеного (наївного) класифікатора на основі розширеного дерева (СКРД) полягає в тому, щоб обмежити пошук структур мережами визначеної структури. Він передабачає, що розташування дуг СКРД є чітко визначеним наперед, тобто, змінна класу визначається як батьківський вузол для кожного атрибута. Можливі, також, дуги між атрибутами, але при цьому не може бути більше двох батьківських вузлів для кожного з них. Встановлено, що для МБ такого типу (позначимо їх через $\mathbf{B}^{\mathbf{T}}$) можна побудувати ефективний оптимальний класифікатор з використанням функції якості у вигляді логарифму правдоподібності.

СКРД класифікатори для динамічних мереж. Метод побудови СКРД для перехідної мережі на множині змінних $\mathbf{U} = \{C_{-1},\ A_{1,-1},...,C, A_1,..., A_n\}$ можна представити наступним чином. На множині змінних $\{C, A_1,..., A_n\}$, визначених для конкретного моменту часу, виконується навчання моделей СКРД. Будь-яка інформація з попереднього моменту часу проходить через C. Тобто, тільки змінна C може мати (максимально два) батьківських вузли, які пов'язані зі значеннями $\{C_{-1}, A_{1,-1},..., A_{n,-1}\}$ (рис. 1). Множину мереж Байєса, що задовольняють цим обмеженням, позначимо через $\mathbf{B}^{\mathbf{T}}_{2,\to}$.

Зокрема, якщо $\Pi_C = C_{-1}$, то такі "перехідні класифікатори СКРД" мають структуру, що відповідає структурі перехідної мережі для прихованої марковської моделі, яка представляється динамічною мережею Байєса із спостереженнями $O := (A_1,..., A_n)^T$.

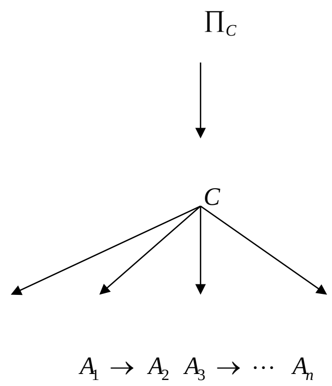

Рис. 1. Приклад структури перехідного класифікатора

Для навчання мережевих структур скористаємось алгоритмом К2, а класифікатори, що входять в множину $\mathbf{B}^{\mathbf{T}}_{2,\to}$, будемо називати субоптимальними класифікаторами на розширеному дереві (ССКРД). Для динамічного процесу можлива побудова класифікатора типу СКРД без пошуку його структури. Відповідна мережа буде мати структуру, наведену на рис.2. В цій структурі кожний атрибут A_i, $i = 1,...,n$ має батьківські вузли $\prod_i = \{C, A_{i,-1}\}$. В даному випадку цікаво дослідити їх поведінку, оскільки така структура гарантує, що всі змінні перехідної мережі мають марковське покриття C, що надає можливість моделювати (головні) залежності на множині $\{A_{1,-1},..., A_{n,-1}A_1,..., A_n\}$.

Стратегії пошуку циклів. Для пошуку циклів застосовано три стратегії. Згідно з першою стратегією правило класифікації будується на всіх змінних попереднього часового перерізу та змінних, що відносяться до поточного моменту часу. При застосуванні другої стратегії значення $Phase_{-1}$ не використовуються, оскільки при класифікації фази поточного циклу значення $Phase_{-1}$ не обов'язково відомі. В якій фазі перебував процес в конкретному кварталі (чи іншому часовому періоді) визначають експерти після закінчення цього циклу. Згідно з третьою стратегією при класифікації не використовується ніяка інформація з попереднього часового періоду. Тобто, в даному випадку ігнорується залежність від часу при навчанні МБ, а дані розглядаються як незалежні та однаково розподілені (належать одному спільному розподілу $p_B(Phase, Indices)$.

Таким чином, основними стратегіями пошуку є такі:

– <u>**Стратегія 1**</u>: $\mathbf{U} = \{Phase_{-1}, Indices_{-1}, Phase, Indices\}$;

– TRANS: $B \in \mathbf{B}_{2,\to}$, множина перехідних мереж з максимальним

допустимим числом батьківських вузлів 2, $s = L\ \ (B \mid \mathbf{d})$. Використовуються згладжені оцінки параметрів окрім $\hat{\theta}(Phase \mid Phase_{-1})$.

– <u>**Стратегія 2**</u>: $\mathbf{U} = \{Indices_{-1}, Phase, Indices\}$;

– PRED: $B \in \mathbf{B}_{2,\to}$, $s = L\ \ (B \mid \mathbf{d})$;

– ССКРД2: $B \in \mathbf{B}^T_{2,\to}$, $s = L\ \ (B \mid \mathbf{d})$, $\prod(Phase) \subset \{Indices_{-1}\}$.

– <u>**Стратегія 3**</u>: $\mathbf{U} = \{Phase, Indices\}$;

– МБ: $B \in \mathbf{B}_{2,\to}$, $s = L\ \ (B \mid \mathbf{d})$;

– ССКРД3: $B \in \mathbf{B}^T$, $s = L\ \ (B \mid \mathbf{d})$.

Інтерпретація навчання за Байєсом. Навчання грунтується на таких припущеннях: незалежність та модульність параметрів; неінформативність апріорних значень на різних множинах допустимих структур мереж, а також інформативність апріорних значень параметрів для згладжених оцінок.

Припущення щодо існування мультиноміальної вибірки на множині $\mathbf{U} = \{Phase, Indices\}$ замінено припущенням щодо стаціонарності відповідного марковського процесу $\{(Phase, Indices)_k^T, k = 1,...,112\}$.

Перелік змінних (157 спостережень), використаних для побудови та використання мережі Байєса, наведений в табл. 1.

Таблиця 1

Змінні, використані для побудови мережі та прогнозування

№ п/п	Позначення	Опис змінної
1	ВВП	Реальний валовий внутрішній продукт
2	Споживання	Рівень споживання у приватному секторі
3	Дефіцит бюджету	Дефіцит бюджету в процентах до ВВП
4	Середня зарплата	Середня зарплата працівників малого та середнього бізнесу
5	Загальний експорт	Загальний об'єм експорту в процентах від ВВП
6	Агрегат М1	Грошовий агрегат М1
7	Техобладнання	Фактичні інвестиції в технології та обладнання
8	Будівництво	Фактичні інвестиції в будівництво
9	ЦДВВП	Ціновий дефлятор для ВВП
10	Вартість робочого місця	Вартість створення одного робочого місця
11	ІСЦ	Індекс споживчих цін
12	КСПС	Короткострокова процента ставка ЦБ
13	ДСПС	Довгострокова процента ставка ЦБ

Висновки

Таким чином, при виконанні роботи статистичні дані класифіковані у фази бізнесових циклів відповідною групою експертів, грунтуючись на економічних фактах та евристичних правилах. В результаті класифікації виокремлено 32 квартали для першої фази, 21 – для другої фази, 34 – для третьої фази і 25 – для четвертої фази (навчальна вибірка). Тестова вибірка починається з 1983 року (4-й квартал) і закінчується четвертим кварталом 1994 року. В цілому ідентифіковано 27 періодів підйому активності, 7 кварталів функціонування бізнесу на підйомі, 9 кварталів спаду активності; тривалість нижнього поворотного періоду склала 1 квартал. В результаті навчання мережі та її використання для класифікації (виявлення) бізнес-циклів встановлено, що похибка класифікації складає не більше 16,5%, що є цілком прийнятним результатом для даного випадку. В подальшому буде продовжено дослідження можливостей застосування мереж Байєса для моделювання і прогнозування розвитку процесів державного управління. Зокрема, необхідно встановити можливість їх застосування до розв'язання задач управління ресурсами та ризиками, пов'язаними з реалізацією управлінських рішень.

Список використаної літератури

1. Polovtsev O. Assessment of the quality of decision-making in public administration : Monograph. London: GlobeEdit: Dodo Books Indian Ocean Ltd. and OmniScriptum S.R.L. publishing group, 2024. 369 p., ISBN: 978-620-6-79369-4.
2. Половцев О.В. Системний підхід до прийняття рішень в державному управлінні: монографія/ Половцев О.В., [монографія] GlobeEdit Dodo Books Indian Ocean Ltd. member of the OmniScriptum S.R.L Publishing groupe, 2021 р., 207 стор., ISBN 978-620-0-62602-8
3. Bioch J.C., van der Meer O., Potharst R. Classification using Bayesian neural networks / Proceedings Benelarn'95, Brussel University. – 1995. – P. 79–90.
4. Kjerulff U. Constructing Bayesian Networks / Report of Reykjavik University, April, 2005. – 77 p.
5. Cheng J., Greiner R. Learning Bayesian belief network classifiers: algorithms and system / Canadian conference on artificial intelligence (CSCSI01), 2001. – P. 141–151.
6. Rossi P.E., Allenby G.M. Bayesian statistics and marketing // Marketing Science, 2003. – Vol. 22, № 3. – P. 304–328.
7. Niedermayer D. An Introduction to Bayesian networks and their contemporary applications / http://www.niedermayer.ca, 2006. – 13 p.
8. Suzuki J. Learning Bayesian Belief Networks Based on the MDL Principle: An Efficient Algorithm Using the Branch and Bound Technique // IEICE Transactions on Information and Systems, February 1999. – P. 356–367.

References

1. Polovtsev O. (2024) *Assessment of the quality of decision-making in public administration.* London: GlobeEdit: Dodo Books Indian Ocean Ltd. and OmniScriptum S.R.L. publishing group *[in Ukrainian]*.

2. Polovtsev O. (2021) *Systematic approach to decision-making in public administration*. GlobeEdit: Dodo Books Indian Ocean Ltd. and OmniScriptum S.R.L. publishing group *[in Ukrainian]*.
3. Bioch J.C., van der Meer O., Potharst R. (1995) Classification using Bayesian neural networks / Proceedings Benelarn'95, Brussel University. P. 79–90.
4. Kjerulff U. (2005) Constructing Bayesian Networks / Report of Reykjavik University, April, 77 p.
5. Cheng J., Greiner R. (2001) Learning Bayesian belief network classifiers: algorithms and system / Canadian conference on artificial intelligence (CSCSI01), P. 141–151.
6. Rossi P.E., Allenby G.M. (2003) Bayesian statistics and marketing // Marketing Science, Vol. 22, № 3. P. 304–328.
7. Niedermayer D. (2006) An Introduction to Bayesian networks and their contemporary applications / http://www.niedermayer.ca, 13 p.
8. Suzuki J. (1999) Learning Bayesian Belief Networks Based on the MDL Principle: An Efficient Algorithm Using the Branch and Bound Technique // IEICE Transactions on Information and Systems, February. P. 356–367.