Електронне наукове фахове видання "**Ефективна економіка**" включено до переліку наукових фахових видань України з питань економіки
(Категорія «Б», Наказ Міністерства освіти і науки України від 11.07.2019 № 975)
www.economy.nayka.com.ua | № 11, 2021 | 25.11.2021 р.

DOI: 10.32702/2307-2105-2021.11.91

УДК:338.24

А. І. Капліна,
к. е. н., доцент кафедри менеджменту та інформаційних технологій,
Херсонський державний аграрно-економічний університет
ORCID ID: 0000-0001-6714-797X
О. М. Лобода,
к. т. н, доцент, доцент кафедри менеджменту та інформаційних технологій,
Херсонський державний аграрно-економічний університет
ORCID ID: 0000-0001-9826-9443

МЕТОД ГОЛОВНИХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ЗВАЖЕНИХ ДАНИХ У ПРОЦЕДУРІ БАГАТОВИМІРНОГО СТАТИСТИЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

A. Kaplina
PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Management and Information Technologies, Kherson State Agrarian and Economic University
O. Loboda
PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Management and Information Technologies, Kherson State Agrarian and Economic University

PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS FOR WEIGHTED DATA IN THE PROCEDURE OF MULTIDIMENSIONAL STATISTICAL FORECASTING

Метою будь - якої процедури прогнозування є вирішення двох завдань: по-перше, оцінка очікуваного прогнозного значення, по-друге, оцінка довірчого інтервалу для можливих інших прогнозних значень. Підсумки прогнозування були б більш адекватними, якби була можливість реалізовувати різні стратегії прогнозування. Але це зажадає модифікації традиційного методу головних компонент. Тому це є головною метою даного дослідження. Супутньою метою є дослідження можливості вирішення другої задачі прогнозування, яка є складнішою за першу. При оцінці довірчого інтервалу необхідно позначити процедуру оцінки очікуваного прогнозного значення. При цьому корисно було б використовувати методи багатовимірних часових рядів. Зазвичай при цьому різні моделі часового ряду використовують поняття тимчасового лага. У даному дослідженні пропонується модель часового ряду на основі методу експоненціального згладжування. Метод головних компонент повинен враховувати ваги значень показників. Це необхідно для реалізації різних стратегій оцінки меж інтервалу прогнозних значень. За рахунок цього забезпечується побудова ортонормованого базису у факторному просторі. При цьому не треба було будувати ітераційний алгоритм, характерний для подібних досліджень.

Its state is described by a system of specified indicators. Among them, some may be a linear combination of other indicators. The aim of any forecasting procedure is to solve two problems:

first, to estimate the expected forecast value, and second, to estimate the confidence interval for possible other forecast values. Since the indicators describe the same object, in addition to explicit dependencies, there may be hidden dependencies among them. The results of forecasting would be more adequate if it were possible to implement different forecasting strategies. But this will require a modification of the traditional principal component analysis. When estimating the confidence interval, it is necessary to specify the procedure for estimating the expected forecast value. At the same time, it would be useful to use the methods of multidimensional time series. Their number and weight significance in the model may be different. In this study, we propose a time series model based on the exponential smoothing method. This is necessary for the implementation of various strategies for estimating the boundaries of the forecast values interval. The proposed standardization of weighted data promotes to the implementation of the main theorem of factor analysis. At the same time, it was not necessary to build an iterative algorithm, which is typical for such studies. For the test data set, comparative calculations were performed using the traditional and weighted principal component analysis. One of the indicators under consideration clearly depends on the others. Therefore, both methods show that the number of factors is less than the number of indicators. In the traditional method, the dependent indicator is included in the first main component. In the modified method, this indicator is better related to the second component. It was shown that the elements of the factor matrix corresponding to the forecast time can be expressed as weighted averages of the previous factor values. This will allow us to estimate the limits of the confidence interval for each individual indicator, as well as for the complex indicator of the entire system. This takes into account both the consistency of data changes and the forecasting strategy.

Ключові слова: *зважений метод головних компонент; багатовимірне статистичне прогнозування; моделювання соціально-економічних систем; статистика.*

Key words: *weighted principal component analysis; multidimensional statistical forecasting; modeling the socio-economic systems; statistic.*

Постановка проблеми. До основних завдань прогнозування можна було б віднести наступні: по-перше, оцінка очікуваного прогнозного значення показників, які нас цікавлять, по-друге, оцінка довірчого інтервалу для інших можливих значень даних показників. Дана робота має своєю метою сприяти вирішенню другого завдання на основі залучення методу головних компонент. Однак при цьому необхідно вказати підходи щодо вирішення першої. Підходи щодо визначення прогнозних значень можна було б звести до двох залежно від характеру проведених досліджень. Якщо досліджуються однотипні об'єкти за заданим набором показників, то не рідко застосовуються лінійні моделі багатовимірної регресії [1,2]. Модель висловлює певну точку зору дослідника на аналізований об'єкт. Тому вони можуть дещо відрізнятися. Використовуючи метод головних компонент можна їх об'єднати в одну більш загальну [3]. Якщо досліджується динаміка стану об'єкта, то аналіз спирається на поняття про багатовимірні часові ряди. Базові положення подібного аналізу добре представлені в монографії Е.Хеннана [4]. Часто в моделях часових рядів використовуються тимчасові лаги. Скільки їх входить в модель, з якими коефіцієнтами, яке правило узгодженої динаміки визначається характером конкретного дослідження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Основний інтерес до проблематики багатофакторних моделей, статистичного моделювання, прогнозування окреслюють у свої роботах видатні вчені Пасхавер Б.Й., Лобода О.М., Кириченко Н.В., Грановська В.Г., Капліна А.І. Виробничі функції розглядались в роботах Р. Лукаса [2, с.342] та Г.Б. Клейнеда [3, с.51-83]. Значний вклад в розвиток теорії виробничих функцій внесли роботи К. Кобба та П. Дугласа [4, с.139-165], вони представляли алгоритм та етапи побудови таких функцій. На їх судження, побудова виробничих функцій має багато загального з побудовою регресійних моделей.

Постановка завдання. Дана публікація ставить за мету систематизацію знань економіко-статистичного моделювання та прогнозування, визначення їх предметних галузей та сфер застосування. У даній роботі передбачається, що досліджується динаміка стану деякого об'єкта. Прогнозні значення за часовими рядами пропонується оцінювати на основі методу експоненціального згладжування. Це сприяє формулювання зручного до практичної реалізації принципу узгодженої зміни даних.

Виклад основного матеріалу дослідження. Експоненціальне згладжування в поєднанні з використанням методу головних компонент сприяє пошуку рішення другої задачі прогнозування. Як відомо, даний метод спирається на кореляційну матрицю даних, в якій знаходять своє відображення, як їх варіація, так і їх взаємний вплив. Тому ці особливості автоматично позначаться на довірчих інтервалах. Бажано врахувати різні сценарії прогнозування, а це зажадає модифікації традиційного методу головних компонент. Загальновідомо, що метод головних компонент бере початок з роботи К.Пірсона [8], в якій він обґрунтував можливість ефективного аналізу мінливості вихідних даних за рахунок переходу в новий факторний простір. Однак, дані можуть бути не дуже акуратно згруповані, як це було представлено в його роботі. Тому з'явилися численні модифікації даного методу, хороший огляд яких представлений в монографії [9], підготовлений міжнародним колективом авторів. Однією з перших з'явилася модифікація, пов'язана з тим, що дані розташовуються не вздовж осі уявного еліпсоїда, а явно групуються уздовж деякої кривої. Це і послужило появі нелінійних методів головних компонент. Крім того, дані можуть являти собою сукупність ізольованих множин, що призвело до появи методу незалежних головних компонент. У цьому випадку метод головних компонент модифікувався в кластерний аналіз. Ще одна з модифікацій даного методу дозволила вирішувати завдання, пов'язані з аналізом нейронних мереж. При цьому виникає необхідність використовувати ваги, але не самих елементів даних, а матриць. Безпосередньо ваги даних в ході застосування методу головних компонент розглядаються у роботах. Елементи з найменшими вагами будуть вважатися «поганими» і підлягати видаленню. У роботі ваги лише побічно пов'язані зі значеннями показників. Вирішується завдання про відновлення первинних значень показників. Зміни ваги присутні в ітераційному процесі коригування матриці факторного відображення.

При цьому метою ставиться зниження відмінностей між початковими і відновленими значеннями показників згідно деякої матриці. Це призводить до неправильних оцінок коваріаційної матриці, що лежить в основі методу головних компонент. Ваги вводяться для елементів коваріаційної матриці, по відношенню до якої ітераційним способом відшукується ортонормований базис факторного простору. Ваги, наприклад, можуть з'явитися при згортці великої бази даних за принципом – як часто зустрічається. При цьому за деякими даними ваги можуть дорівнювати нулю. Пошук ортонормованого базису є результат реалізації деякого ітераційного процесу. Ці роботи не стосувалися питань прогнозування динамічних процесів. Тому матриця даних залишалася незмінною. В даному дослідженні розглядається єдина стратегія прогнозування по всій системі показників. Тому ваги даних однакові за всіма показниками. Пропонується провести специфічну стандартизацію зважених даних. Вона сприяє виконанню основної теореми факторного аналізу і дозволяє розрахувати ортонормований базис факторного простору, не вдаючись до побудови ітераційної процедури. Проводиться порівняння традиційного і пропонованого модифікованого методу головних компонент. Показано, що елементи факторної матриці на прогнозний момент часу визначаються середньозваженою попередніх значень даної матриці. Це дозволить оцінити довірчі інтервали як для кожного окремого показника, так і для інтегрального показника всієї системи, грунтуючись на їх головних компонентах.

Припустимо, що динаміка стану досліджуваного об'єкта характеризується *m* показниками X_j, j=1,m, за якими є статистичні дані за *n* послідовних моментів часу. Необхідно спрогнозувати значення цих показників у наступний (n+1) момент часу. Уявімо наявні і прогнозні значення X_j, j=1,m, у вигляді матриці

$$\mathbf{X}_{(n+1)\times m}=\begin{pmatrix} x_{11} & \cdot & \cdot & x_{1m} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{n1} & \cdot & \cdot & x_{nm} \\ x^{\text{пр}}_{(n+1)1} & \cdot & \cdot & x^{\text{пр}}_{(n+1)m} \end{pmatrix}.. \quad (1)$$

Припустимо, прогнозні значення по кожному показнику оцінюються наступним способом

$$x^{\text{пр}}_{(n+1)j} = x^{\text{ср}}_{(n+1)j} + \Delta\, x_{(n+1)j},\ j=1,m \quad (2)$$

де перший доданок є середнє значення показника за попередні моменти часу, а другий трендовий приріст від цього середнього. При цьому, оцінювання прогнозного значення подібне до використання одновимірної лінійної регресії.

Для подальшого аналізу доцільніше застосовувати при оцінці середнього метод експоненціального згладжування

$$x\text{c}^{\text{p}}_{(n+1)j} = \sum h_k(\alpha_j)\, x_{kj},\ j=1,m \quad (3)$$

де вагові коефіцієнти h_k визначаються через невідомі поки α_j за формулами

$$h_k(\alpha_j)=(1-\alpha_j)^{n-k}\alpha_j^{\,k-1}C_{n-1}^{k-1},\quad C_{n-1}^{k-1}=\frac{(n-1)!}{(k-1)!(n-k)!},$$

$$\sum_{k=1}^{n}h_k(\alpha_j)=1,\quad 0\le\alpha_j\le 1,\quad j=\overline{1,m}.$$

При цьому трендове прирощення $\Delta x_{(n+1)j}$ необхідно так само поставити у залежність від коефіцієнтів h_k. Це дозволить скласти алгоритм, що дозволяє на основі деякого принципу узгодженості зміни даних оцінити прогнозні значення за всіма показниками X_j. Обговорення принципу і змісту алгоритму не є метою даної статті і, тому, будемо припускати, що оцінки за формулами (3) і (2) були зроблені.

Відомо, що при будь-яких оцінках прогнозних значень немає 100% гарантії їх спостереження в майбутньому. Тому важливим є завдання визначення для них довірчого інтервалу. Для адекватної оцінки подібних інтервалів може виявитися корисним метод головних компонент.

Багатовимірний аналіз зазвичай проводиться на основі попередньої стандартизації даних. При цьому використовуються вибіркова середня і дисперсія, розрахованих на основі середніх арифметичних наявних даних за показниками. Дані як би вважаються рівноцінними.

Припустимо, що стандартизація проводиться за середньозваженими оцінками показників X_j з вагами p_k, К=1, n+1, тобто

$$\bar{x}_j = \sum_{k=1}^{n+1} p_k x_{kj},\ s_j = \sqrt{\sum_{k=1}^{n+1} p_k (x_{kj} - \bar{x}_j)^2},\ \sum_{k=1}^{n+1} p_k = 1,\ j = \overline{1,m}.$$

При цьому прогнозні значення матриці (1) входять у набір стандартизованих даних, де індекс «пр» вже не виділяється. Вагові коефіцієнти за всіма показниками однакові, що відповідатиме єдиній стратегії статистичних оцінок. Коефіцієнти кореляції між показниками слід тоді обчислювати за формулою

$$r_{lj} = \frac{K(X_l, X_j)}{\sigma[X_l]\sigma[X_j]} \approx \frac{\sum_{k=1}^{n+1} p_k (x_{kl} - \bar{x}_l)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{s_l s_j},\quad l, j = \overline{1,m}. \quad (4)$$

Нехай матриця $Z_{(n+1)*m}$ є результатом стандартизації даних матриці (1). При цьому кореляційна матриця є добуток

$$R_{m*m} = Z^{тр}_{(n+1)*m}\, Z_{(n+1)*m}.$$

Тоді формулу (4) для оцінки елементів кореляційної матриці слід записати у вигляді

$$r_{lj} = \sum_{k=1}^{n+1} [\sqrt{p_k}(\frac{x_{kl} - \bar{x}_l}{s_l})][\sqrt{p_k}(\frac{x_{kj} - \bar{x}_j}{s_j})],\quad l, j = \overline{1,m}. \qquad (5)$$

отже, елементи стандартизованої матриці необхідно обчислювати за формулою

$$z_{ij} = \sqrt{p_k}\,\frac{(x_{ij} - \bar{x}_j)}{s_j},\ i = \overline{1, n+1},\ j = \overline{1,m}. \qquad (6)$$

при цьому будуть виконуватися наступні співвідношення

$$\sum_{k=1}^{n+1} \sqrt{p_k} z_{kj} = \sum_{k=1}^{n+1} p_k \frac{x_{kj} - \bar{x}_j}{s_j} = 0,\ j = \overline{1,m}, \qquad (7)$$

$$\sum_{k=1}^{n+1} z_{kj}^2 = \sum_{k=1}^{n+1} p_k \frac{(x_{kj} - \bar{x}_j)^2}{s_j^2} = 1,\ j = \overline{1,m}. \qquad (8)$$

Для проведення компонентного аналізу можна було б скористатися ПП STATISTICA, але він орієнтований на обчислення середньозважених як середніх арифметичних, що відмінно від пропонованого підходу. Тому доведеться повторити всі етапи факторного аналізу, закладеного в цьому програмному забезпеченні.

1) Визначаються коефіцієнти характеристичного рівняння, корені якого λ_q, $1 \le q \le m$ є власними числами кореляційної матриці R_{m*m} з елементами, розрахованими за формулою (5). Якщо окремі показники будуть лінійною комбінацією інших, то q буде чітко менше m. Однак, у будь-якому випадку $\sum_q \lambda_q = m$. Простим та ефективним методом оцінки цих коефіцієнтів є метод Фаддєєва.

2) З рішення системи

$$(R_{m*m} - \lambda_q \cdot E_{m*m}) \cdot U_{1*m} = 0_{1*m}$$

знаходяться власні вектори $u_q = U^{тр}_{1*m}$ кореляційної матриці, що відповідають власним значенням λ_q. Для однозначного вирішення системи q-ий компонент власного вектора береться рівним одиниці.

3) Визначаються нормовані власні вектори

$$\bar{\mathbf{v}}_q = \bar{\mathbf{u}}_q / |\bar{\mathbf{u}}_q| = (v_{1q}, \cdots, v_{mq})^{тр},\ 1 \le q \le m.$$

4) Складається матриця факторного відображення A_{m*q}, елементи якої визначаються компонентами нормованих власних векторів і відповідних власних значень

$$a_{jq} = \sqrt{\lambda_q} \cdot v_{jq}\,,\ j = \overline{1,m}, 1 \le q \le m. \qquad (9)$$

Дані коефіцієнти відображають зв'язок стандартизованих показників Z_j з факторами (компонентами) F_q. У матричному вигляді вона має вигляд

$$Z^{тр}_{(n+1)*m} = A_{mq} * F_{q*(n+1)} \qquad (10)$$

Згідно з теоремою Терстоуна, що є основною для факторного аналізу, матриця факторного відображення має наступні властивості

$$A_{mq} * A^{tp}_{mq} = R_{mm},\ A^{tp}_{mq} * A_{mq} = \Lambda_{qq}, \quad (11)$$

де у матриці Λ_{qxq} по головній діагоналі стоять числа, зворотні власним значенням, а решта дорівнює нулю. Це дозволить за формулою (10) визначити факторну матрицю

$$F_{q*(n+1)} = \Lambda_{qxq}^{-1} * A^{тр}_{mq} * Z^{tp}_{(n+1)*m}$$

Отже, коефіцієнти даної матриці будуть розраховуватися за формулою

$$f_{qk} = \frac{1}{\lambda_q} \sum_{j=1}^{m} z_{kj} a_{jq}\,, 1 \le q \le m, k = \overline{1, n+1}. \qquad (12)$$

Не важко переконатися, що відповідно до (7) і (8) будуть виконуватися співвідношення

$$\sum_{k=1}^{n+1} \sqrt{p_k} f_{qk} = 0\,, \sum_{k=1}^{n+1} f_{kj}^2 = 1, \quad 1 \le q \le m. \qquad (13)$$

При цьому, як і для традиційного методу головних компонент буде виконуватися рівність

$$\mathbf{F}_{q\times(n+1)} \cdot \mathbf{F}^{тр}_{q\times(n+1)} = \mathbf{E}_{q\times q}\,, \qquad (14)$$

тобто фактори будуть ортогональні. Умова (14), де E_{qxq} одинична матриця, забезпечує виконання першого співвідношення у (11).

Ваги p_k можна визначати по-різному. Однак, для зручності перерахунків краще їх визначати за типом експоненціального згладжування

$$p_k(\delta) = (1-\delta)^{n+1-k} \delta^{k-1} C_n^{k-1}, \qquad (15)$$

де

$$C_n^{k-1} = \frac{n!}{(k-1)!(n+1-k)!}, \quad 0 \le \delta \le 1, \quad k = \overline{1, n+1}.$$

За рахунок вибору δ можна реалізовувати різні стратегії прогнозування. Якщо δ ближче до 1, то з великою вагою будуть враховуватися стандартизовані дані ближче до прогнозованого значення, а при значеннях δ близьких до нуля – далекі. При δ = (n – 1)/(n + 1) більше вага буде у двох найближчих до прогнозного значення.

Висновки з проведеного дослідження. Використовуючи формулу (10), справедливу як для традиційного, так і для представленого модифікованого методу головних компонент, ми знову повернемося до початкових значень показників, що складають матрицю (1). Виникає питання - Для чого всі наведені вище міркування?

Використовуючи формули (6) і (12) окремо розглянемо елементи факторної матриці на прогнозний (n + 1) момент часу

$$f_{q(n+1)} = \frac{1}{\lambda_q} \sum_{j=1}^{m} a_{jq} \sqrt{p_{n+1}} \frac{(x_{(n+1)j} - \overline{x}_j)}{s_j}, 1 \le q \le m.$$

Прогнозні значення показників $\Delta x_{(n+1)j}$ можна замінити виразом (2), де середнє оцінюється за формулою (3). Провівши ці підстановки, після ряду перетворення остаточно можна записати.

$$f_{q(n+1)} = \sum_{k=1}^{n} h_k(\alpha) \cdot \left[\sqrt{\frac{p_{n+1}(\delta)}{p_k(\delta)}} f_{qk} \right] + \Delta_{q(n+1)}, 1 \le q \le m,$$

де

$$\Delta_{q(n+1)} = \frac{\sqrt{p_{n+1}(\delta)}}{\lambda_q} \sum_{j=1}^{m} a_{jq} \frac{\Delta x_{(n+1)j}}{s_j}.$$

При цьому розуміється, що у формулі (3) $\alpha=\alpha_1=...=\alpha_m$, тобто узгодженість зміни даних відбувається при деяких однакових α. Попередній аналіз показує, що ця умова буде виконуватися.

Тоді можна стверджувати, що значення факторів у прогнозний момент часу оцінюється через середньозваже їх значення. Це дозволить на (n+1) момент часу оцінити дисперсію можливих значень факторів, а, отже, і довірчий інтервал прогнозних значень. Даний довірчий інтервал за рахунок ваги h_k буде відстежувати узгодженість зміни даних, а за рахунок ваги p_k стратегію прогнозування. Вага $p_{(n+1)}$ має невелике значення, так як ваги p_k використовуються не для уточнення прогнозних значень показників, а для уточнення довірчих інтервалів для них.

За рахунок присутності в процедурі прогнозування методу головних компонент стратегія латентно буде враховувати взаємний вплив вихідних показників. Оцінка довірчого інтервалу для прогнозних значень факторів дозволить визначити довірчі інтервали для прогнозних значень кожного окремого показника, а також деякого показника комплексної оцінки динаміки стану досліджуваного об'єкта.

Література.

1. Вітлінський В.В. Моделювання економіки. Київ, 2003. 408 с.
2. Lucas R. On the mechanics of economic development. Journal of Monetary Economics. 1988. № 22. P. 3–42.
3. Клейнер Г.Б. Производственные функции: Теория, методы, применение. М.: Финансы и статистика, 1986. 239 с.
4. Cobb C.W., Douglas P.H. Theory of Production. American Economic Review, Supplement,1928. P. 139-165.
5. Пиндайк Р.С., Рубинфельд Д.Л. Микроэкономика. М.: ДЕЛО, 2001. 808с.
6. Марасанов В.В., Пляшкевич О.М. Основи теорії проектування і оптимізації макроекономічних систем. Херсон: Айлант, 2002.190с.
7. Лобода О.М., Кириченко Н.В. Актуальні проблеми ідентифікації та моделювання структури управління підприємством. Наука й економіка, 2015. №3. С.130-134.
8. Лобода О.М., Кухаренко С.В. Вирішення задачі синтезу організаційної структури. Таврійський науковий вісник ХДАУ. Херсон, 2010. Вип.71. С.272-277.
9. Капліна А. та Кириченко Н. Крос-культурні аспекти управління персоналом. Ефективна економіка.2020. Вип.10 – URL: http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=8258 .

References.

1.Vitlins'kyj, V.V. (2003), Modeliuvannia ekonomiky [Modeling of economy], Naukova dumka, Kyiv, Ukraine.

2. Lucas, R. (2011), “On the mechanics of economic development“, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 22, pp. 3–42.

3. Klejner, G.B. (1986), Proizvodstvennye funkcii: Teorija, metody, primenenie [Production functions: Theory, methods, application], Finansy i statistika, Moscow, Russia.

4. Cobb, C. and Douglas, P. (1928), “Theory of Production“, *American Economic Review, Supplement*, Vol.1, pp. 139-165.

5. Pindajk, R.S. and Rubinfel'd, D.L. (2001), Mikrojekonomika [Microeconomics], DELO, Moscow, Russia.

6. Marasanov, V.V. and Pliashkevych, O.M. (2002), Osnovy teorii proektuvannia i optymizatsii makroekonomichnykh system [Foundations the theory design and optimization of macroeconomic systems], Ajlant, Kherson, Ukraine.

7. Loboda, O.M. and Kyrychenko, N.V. (2015), “Current problems of identification and modeling of enterprise management structure”, *Nauka y ekonomika*, Vol. 3, pp.130-134.

8. Loboda, O.M. and Kukharenko, S.V. (2010), “Solving the problem of synthesizing the organizational structure“, *Tavriiskyi naukovyi visnyk*, Vol. 71, pp. 272-277.

9. Kaplina A. and Kyrychenko N.(2020), “Cross-cultural aspects of human resources management”, *Efektyvna ekonomika*, Vol. 10, available at: http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=8258 (Accessed 10 Nov 2021).

Стаття надійшла до редакції 16.11.2021 р.