

7. Дизайнер смугових фільтрів на основі частотної вибірки. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://filterdesigner.com>.
8. Algorithm дизайна фільтра Паркса-Макклеллана. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://ru.knledgr.coowm>.
9. Emmanuel C. Ifeachor, Barrie W. Jervis, Digital Signal Processing: A Practical Approach (2nd Edition), Prentice Hall, 2002, 960 pages.
10. Chen X. P., Yu S. L., FIR filter design: frequency-sampling method based on evolutionary programming. *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*. Vol. 1. 2000. P. 575-579.
11. Wan-Ping Huang, Zhou Li-fang, Ji-xin Qian, FIR filter design: frequency sampling filters by particle swarm optimization algorithm, *Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Shanghai, 26-29 August 2004, Vol. 4. P. 2322-2327.
12. Der-Feng Huang. A Computational Form of the Least Square Error Frequency Sampling Method for the Linear Phase FIR Filter Design, 2nd International Congress on Image and Signal Processing CISP '09, 17-19 Oct. 2009, pp. 1-4.
13. R. Y. Belorutsky, I. S. Savinykh. Modified technique of FIR filter design by the frequency sampling method, 2016 11th International Forum on Strategic Technology (IFOST). Novosibirsk. 2016., P. 259-262. DOI: 10.1109/SIBIRCON.2016.7884100.
14. R. Y. Belorutsky, M.V. Oreshkina, I. S. Savinykh. The analytical approach for designing bandpass FIR filters by frequency sampling method, 2017, IEEE. P. 239-244. DOI: 10.1109/SIBIRCON.2017.8109879.

Статтю подано до редакції 14.11.2021

УДК: 519.71

DOI 10.33111/mise.101.11

Піскунова О. В., д. е. н., професор,
професор кафедри математичного моделювання та статистики,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»
Лігоненко Л. О., д. е. н., професор,
професор кафедри бізнес-економіки та підприємництва,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»
Клочко Р. С., здобувач
кафедри математичного моделювання та статистики,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»
Білик Т. О., к. е. н., доцент,
доцент кафедри математичного моделювання та статистики,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

Piskunova O.V., Doctor of Economics, Professor,
Professor of the Department of Mathematical Modeling and Statistics,
SHEI KNEU named after V. Hetman

Ligonenko L.O., Doctor of Economics, Professor,
Professor of the Department of Business Economics and Entrepreneurship,
SHEI KNEU named after V. Hetman

Klochko R.S.,
Postgraduate student of the Department of Mathematical
Modeling and Statistics,
SHEI KNEU named after V. Hetman

Bilyk T.O., PhD in Economics, Associate professor,
Associate professor of the Department of Mathematical
Modeling and Statistics,
SHEI KNEU named after V. Hetman

ЛОГ-ЛІНІЙНИЙ АНАЛІЗ ПРЕДИКТОРІВ ІНВЕСТИЦІЙНОГО УСПІХУ СТАРТАПІВ В УКРАЇНІ

LOG-LINEAR ANALYSIS OF STARTUPS INVESTMENT SUCCESS PREDICTORS IN UKRAINE

Анотація. Прогнозування успіху стартапів завжди було проблемою як для практиків, так і для дослідників. За останні роки зроблено багато спроб спрогнозувати інвестиційний успіх стартапів, тобто успіх в отриманні венчурного фінансування чи залученні інвесторів, а також визначити ключові фактори його досягнення. Переважна більшість досліджень заснована на методах машинного навчання.

Проблема більшості цих методів полягає в тому, що вони сильно залежать від кількості спостережень. Чим більше їх, тим краще алгоритми здатні передбачити успіх. Інша складність полягає в тому, що під час реалізації алгоритмів машинного навчання часто неможливо чітко зрозуміти внесок кожного з факторів моделі в кінцевий результат. Завдяки компаніям, які збирають дані про інші фірми, стало можливим створювати та тестувати моделі прогнозування на реальних прикладах.

Лог-лінійний аналіз дозволяє стиснути інформацію, що міститься в таблиці сполучень, у стислому вигляді з відносно невеликою кількістю параметрів. Крім того, лог-лінійна модель піддається змістовній інтерпретації результатів.

У дослідженні використано двовимірні та тривимірні таблиці сполучень для моделювання успіху стартапу. Аналізуючи результати впровадження методу з двовимірними таблицями сполучень, ми дійшли висновку, що тенденція до швидшого отримання фінансування існує для стартапів, які мають деякі особливості: досвід фінансування; бізнес-орієнтація стартапу; доступність сайту та присутність у соціальних мережах. Найважливішим провісником успіху є попередній досвід отримання інвестицій. У цьому випадку шанс отримати фінансування відноситься до шансу не отримати фінансування, наприклад 4,45 до 1.

Найкращий вплив на успіх стартап-проекту, під час реалізації тривимірних таблиць спряження, показали бізнес-орієнтація стартапу, наявність сайту, а також соціальні мережі, реклама, маркетинг або роздрібна торгівля як сфери їх діяльності, за умови, що всі мають досвід фінансування.

Слід зазначити, що ефекти взаємодії факторів, виявлених на основі двовимірних таблиць спряження, дещо відрізняються від ефектів, виявлених на основі тривимірних таблиць. Це стосується фактора «доступності патенту», ефект взаємодії якого зі швидкістю фінансування був значним у двовимірному випадку, але в тривимірному вже не був істотним. Це сто-

сується також взаємодії факторів «сфера діяльності — ІТ та телекомунікації» та «отримання фінансування», дія яких у тривимірному випадку на відміну від двовимірного є суттєвим. Причина відмінностей полягає в тому, що двовимірні таблиці частот не дозволяють врахувати вплив інших факторів.

Ключові слова: запуск; логарифмічна лінійна регресія; таблиця сполучень; логарифмічний лінійний аналіз; провісники успіху.

Abstract. On average, according to global statistics, 9 out of 10 startups fail. The failure of a startup can be caused by several reasons, including poor management, imperfect business model, etc. But one of the main ones is the lack of funds for development due to the inability to obtain the necessary funding to attract a venture investor. Accordingly, one of the possible manifestations of the startup's success is investment success, by which we mean the fact of receiving funding from investors. Predicting the success of startups has always been a challenge for both practitioners and researchers. In recent years, many attempts have been made to predict the investment success of startups, ie success in obtaining venture financing or attracting investors, as well as to identify key factors in its achievement. The vast majority of research is based on machine learning methods.

The problem with most of these methods is that they are highly dependent on the number of observations. The more of them, the better the algorithms are able to predict success. Another difficulty is that during the implementation of machine learning algorithms, it is often impossible to clearly understand the contribution of each of the model factors to the end result. Thanks to companies that collect data on other firms, it has become possible to create and test forecasting models based on real examples.

This work is aimed at creating mathematical models that allow us to understand what factors influence the success and failure of the Ukrainian startup. The study used log-linear analysis, ie statistical analysis of conjugation tables using log-linear models. Log-linear analysis allows you to compress the information contained in the conjugation table in a concise form with a relatively small number of parameters. In addition, the log-linear model is subjected to a meaningful interpretation of the results.

The study used two-dimensional and three-dimensional conjugation tables to model the success of a startup. Analyzing the results of the implementation of the method with two-dimensional conjugation tables, we came to the conclusion that the tendency to get funding sooner exists for startups, which have some of the features: experience of financing; business orientation of the startup; availability of the site and presence in social networks. The most important predictor of success is previous experience in obtaining investments. In this case, the chance of getting funding refers to the chance of not getting funding like 4.45 to 1.

The best influence on the success of a startup project, during the implementation of three-dimensional conjugation tables, showed the business orientation of the startup, the presence of a site, and social networks, advertising, marketing, or retail as their areas of activities, provided that all have experience in financing.

It should be noted that the effects of the interaction of factors detected on the basis of two-dimensional conjugation tables are somewhat different from the effects detected on the basis of three-dimensional tables. This applies to the factor of "patent availability", the effect of the interaction of which with the rate of funding was significant in the two-dimensional case, but in the three-dimensional was no longer significant. This also applies to the interaction of factors "sphere of activity — IT and telecommunications" and "obtaining funding", the effect of which in the three-dimensional case in contrast to the two-dimensional is significant. The reason for the differences is that two-dimensional frequency tables do not allow to take into account the effects of other factors.

Keywords: startup; log-linear regression; conjugation table; log-linear analysis; success predictors

Постановка проблеми. У світі кількість стартапів зростає з кожним роком, постійно збільшуються інвестиції у нові продукти та послуги, стартапи стають двигуном економіки. З погляду на це, а також, враховуючи економічну ситуацію, що наразі склалася в Україні, розвиток стартапів тут набуває усе більшої актуальності. Активізація стартап-руху є важливим аспектом підвищення привабливості інвестиційного клімату країни, розвитку інноваційної діяльності. Набуває актуальності дослідження предикторів успішності стартап-проектів з точки зору перспективи отримання фінансування від інвесторів. Можливість розуміти, які предиктори критично важливі для успіху стартап-компанії, є цінною не лише для гравців у світі стартапів, але й для розробки заходів щодо стимулювання розвитку стартапів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. За останні кілька десятиліть було реалізовано великий обсяг досліджень предикторів, що впливають на успіхи та невдачі у бізнесі. Автори таких досліджень намагалися пояснити успіхи та невдачі підприємств по всьому світу, використовуючи одновимірні або багатовимірні економетричні моделі, методи машинного навчання чи нейронних мереж, розглядаючи, при цьому, велику кількість пояснювальних змінних. У цих дослідженнях фактори успіху тісно пов'язані з історичними фінансовими даними та ключовими показниками ефективності компаній. Для аналізу, як правило, беруться великі масиви даних із значною кількістю змінних. Однак історичні фінансові дані, дані щодо продажу та виробництва не завжди можна отримати з відкритих джерел, що є серйозною перешкодою для прогнозування успішності стартапу.

Невизначений і мінливий характер екосистеми стартапів ускладнює аналіз інформації та оцінку вірогідності успіху підприємства, зокрема-інвестиційного. У науковій літературі дослідження критеріїв успішності стартапів поділяються на дві основні течії: дослідження краудфандинг активності [10] та процесів залучення інвесторів до фінансування проекту [6]. Враховуючи те, що краудфандинг ще слаборозвинений в Україні, і за цим методом фінансується мала кількість стартапів, є сенс зосередити увагу виключно на інвестиційних проектах.

Можна виділити три гілки досліджень предикторів успіху стартап проектів. Першою є застосування методі експертної оцінки та їх інтерпретації для оцінки предикторів успішності стартапу [4]. У дослідженні [11] автори, за допомоги методу моделювання структурними рівняннями, проаналізували відповіді експертів і вибрали найголовніші фактори успішності компанії. Серед бага-

тьох характеристик компанії було виявлено, що наявність бізнес-стратегії розвитку, сприятливе економічне середовище та сфера торгівлі і послуг найбільше сприяють успіху підприємства. У іншому дослідженні для вирішення цієї проблеми автори використали метод аналізу ієрархій [13]. Ключовими предикторами отримання інвестицій було визначено інноваційність стартапу та компетентність підприємця.

Наступною гілкою підходів до оцінки предикторів успіху компанії є методи машинного навчання [9]. Факторами цих моделей є реальні показники активності компаній і їх власників [7]. Переважна кількість цих досліджень надає аналізу предикторів успіху невелику увагу, зосереджуючись на точності його передбачення [5]. Точність передбачення в таких наукових роботах досягається за рахунок реалізації від двох [9] до шести різних алгоритмів машинного навчання та вибору найточнішого [14]. Окрему увагу варто приділити дослідженням, які за фактори успіху компанії вважаються не особливості бізнес-активності, а дані про рівень їх соціальної активності [15]. Автори дослідження [14] прийшли до висновку, що лінгвістичні стилі кампаній у соціальних мережах, їх соціальна позиція, людський капітал спонсорів є кращими предикторами успіху компанії, ніж детермінанти на рівні фірми. Водночас слід зазначити, що переважна кількість методів машинного навчання важко піддається економічній інтерпретації, що суттєво ускладнює аналіз предикторів, які забезпечують достатню точність.

Останньою гілкою наукових підходів щодо оцінки предикторів успіху стартап компаній є використання методів глибинного навчання [8], включаючи нейронні мережі [12], для аналізу текстових, візуальних і лінгвістичних сигналів підприємств. Проте цим методам притаманні ті ж самі недоліки, що і для методів машинного навчання.

Слід звернути увагу на відсутність робіт, присвячених дослідженню українських стартапів саме методами математичного моделювання, які, незважаючи на певні недосконалості та обмеження, дозволяють отримати прийнятні результати моделювання в разі належної економічної інтерпретації розрахункових параметрів.

Таким чином, **метою** цього дослідження є оцінка предикторів, які впливають на ймовірність отримання фінансування українськими стартапами, за допомоги методів математичного моделювання, а саме методу лог-лінійного аналізу.

Методичним підходом до проведення дослідження обрано метод лог-лінійного моделювання. Цей вибір обумовлено тим, що

пріоритетним завданням визначено моделювання інвестиційного успіху стартапу залежно від низки предикторів, які його обумовлюють, а також інтерпретація вкладу кожного із предикторів на зростання шансів такого успіху. Перевагою цього підходу над іншими є те, що він дозволяє досить просто характеризувати зв'язки між змінними на невеликому масиві даних.

Виклад основного матеріалу дослідження. В якості джерела інформації використовувались дані сайту <https://www.startupranking.com>. База даних сервісу Startup Ranking містить інформацію про стартапи з різних країн світу. По кожному стартапу, який зареєстровано у базі даних сервісу, наявна така інформація: назва стартапу, країна та місто (регіон), де засновано стартап, рік заснування, інвестори; обсяг і дата надходження фінансування; конкуренти; члени команди; продукція; короткий опис стартапу, який містить інформацію щодо сфери діяльності, орієнтації, ключових клієнтів, ступеня новизни; наявності патенту тощо.

Також для кожного стартапу наводиться оцінка SR Score, яка відображає важливість стартапу в Інтернеті та його соціальний вплив. Оцінка SR Score розраховується на основі SR Web (відображає важливість стартапу в Інтернеті) і SR Social (відображає соціальний вплив стартапу). Важливість стартапу в Інтернеті (SR Web) визначається низкою факторів, зокрема: кількістю та якістю веб-сторінок, які посилаються на веб-сторінку запуску; розповсюдженням внутрішніх посилань; кількістю та якістю зовнішніх посилань; змістом веб-сторінки; якістю тег заголовку; кількістю відвідувань та унікальністю відвідувачів сайту запуску; кількістю переглядів; середньою тривалістю переглядів. Соціальний вплив стартапу (SR Social) визначається, зокрема, такими факторами: участь у Facebook (кількість лайків для фан-сторінки, кількість лайків за пости, кількість коментарів до повідомлень, кількість акцій для постів, кількість людей, втягнених у фан-сторінку, кількість передплатників у Твіттері, кількість та якість реквізитів, кількість фаворитів для твітів, кількість осіб, зайнятих обліковим записом).

У нашому дослідженні розглядалися 167 стартапів з України, для опису яких, з урахуванням наявної інформаційної бази, використані такі характеристики:

X_1 — досвід фінансування: $X_1 = 1$ — наявність інвестицій у минулому, $X_1 = 0$ — без інвестицій на момент дослідження;

X_2 — орієнтація стартапу: $X_2 = 1$ — бізнес-орієнтація стартапу (на отримання прибутку), $X_2 = 0$ — орієнтація стартапу на інші цілі (окрема, соціальні);

X_3 — рік заснування стартапу: $X_3 = 1$ — стартап засновано у 2014 році або раніше, $X_3 = 0$ — стартап засновано після 2014 року;

X_4 — ступінь новизни: $X_4 = 1$ — стартап має інноваційний характер, $X_4 = 0$ — інше;

X_5 — ключові клієнти: $X_5 = 1$ — орієнтація діяльності на кінцевого споживача (B2C), $X_5 = 0$ — інше;

X_6 — ключові клієнти: $X_6 = 1$ — орієнтація на бізнес-структури (B2B), $X_6 = 0$ — інше;

X_7 — захист прав інтелектуальної власності: $X_7 = 1$ — наявність патенту, $X_7 = 0$ — відсутність патенту;

X_8 — важливість в Інтернеті та соціальний вплив: $X_8 = 1$ — наявність сайту та присутність у соціальних мережах, $X_8 = 0$ — в іншому випадку;

X_9 — регіон виникнення: $X_9 = 1$ — Київ, $X_9 = 0$ — інший регіон;

X_{10} — сфера діяльності: $X_{10} = 1$ — ІТ і телекомунікації, $X_{10} = 0$ — інше;

X_{11} — сфера діяльності: $X_{11} = 1$ — реклама, маркетинг і ритейл, $X_{11} = 0$ — інше;

X_{12} — наявність фінансування: $X_{12} = 1$ — фінансування отримано, $X_{12} = 0$ — фінансування не отримано.

Таким чином, у нашому дослідженні маємо справу з 12 номінальними бінарними ознаками. Для аналізу таких ознак будують таблиці сумісного розподілу частот їх значень, які називають таблицями спряженості. Таблиці спряженості можуть бути як двофакторними, так і багатфакторними. У випадку двох факторів A і B стовпці такої таблиці відповідають категоріям (градаціям) j номінальної ознаки B , а рядки — категоріям (градаціям) i номінальної ознаки A . Прикладом двовимірної таблиці спряженості є табл. 1 для бінарних ознак A і B .

Таблиця 1

ДВОВИМІРНА ТАБЛИЦЯ СПРЯЖЕНОСТІ ДЛЯ БІНАРНИХ ОЗНАК

Фактор А	Фактор В		Всього
	1. Не В	2. В	
1. Не А	n_{11}	n_{12}	n_{1*}
2. А	n_{21}	n_{22}	n_{2*}
Всього	n_{*1}	n_{*2}	n

У табл. 1 прийнято наступні позначення: n_{ij} , $i = 1, 2$, $j = 1, 2$ — спостережувана частота об'єктів, потрапивших до комірки (A_i, B_j) ; n_{i*} , n_{*j} — маргінальні частоти, які розраховуються наступним чином: $n_{i*} = n_{i1} + n_{i2}$; $n_{*j} = n_{1j} + n_{2j}$; n — загальний обсяг вибірки: $n = n_{**} = n_{1*} + n_{2*} = n_{*1} + n_{*2}$.

Прикладом тривимірної таблиці спряженості є табл. 2 для бінарних ознак А, В і С.

Таблиця 2

ТРИВИМІРНА ТАБЛИЦЯ СПРЯЖЕНОСТІ

Фактор А	Фактор С						Всёго
	1. Не С			2. С			
	Фактор В			Фактор В			
	1. Не В	2. В	Всёго	1. Не В	2. В	Всёго	
1. Не А	n_{111}	n_{121}	n_{1*1}	n_{112}	n_{122}	n_{1*2}	n_{1**}
2. А	n_{211}	n_{221}	n_{2*1}	n_{212}	n_{222}	n_{2*2}	n_{2**}
Всёго	n_{*11}	n_{*21}	n_{**1}	n_{*12}	n_{*22}	n_{**2}	n

Тут n_{ijk} , $i = 1, 2$, $j = 1, 2$, $k = 1, 2$ — спостережувана частота об'єктів, потрапивших до комірки (A_i, B_j, C_k) . Маргінальні частоти розраховуються таким чином:

$$\begin{aligned}
 n_{ij*} &= n_{ij1} + n_{ij2}; n_{i*k} = n_{i1k} + n_{i2k}; n_{ij*} = n_{ij1} + n_{ij2}; \\
 n_{i**} &= n_{i*1} + n_{i*2} = n_{i1*} + n_{i2*}; n_{*j*} = n_{1j*} + n_{2j*} = n_{*j1} + n_{*j2}; \\
 n_{**k} &= n_{*1k} + n_{*2k} = n_{1*k} + n_{2*k}; \\
 n &= n_{***} = n_{1**} + n_{2**} = n_{*1*} + n_{*2*} = n_{**1} + n_{**2}.
 \end{aligned}$$

Для моделювання взаємозв'язків між розглядуваними номінальними змінними застосовано лог-лінійний аналіз, тобто статистичний аналіз таблиць спряженості за допомогою лог-лінійних моделей. Лог-лінійний аналіз дозволяє у стислій формі за допомогою порівняно невеликої кількості параметрів записувати інформацію, яка міститься у таблиці спряженості. Крім того, лог-лінійна модель піддається змістовній інтерпретації отримуваних результатів.

У лог-лінійній моделі теоретичні частоти n_{ij}^* перетворюються в їхні логарифми, які являють собою суму параметрів моделі.

Якщо модель має стільки параметрів, скільки комірок у таблиці спряженості, то її називають насиченою. Як наслідок така модель точно прогнозує частоти комірок, тобто для насиченої моделі $n_{ij}^* = n_{ij}$.

На початковому етапі дослідження проаналізовано двовимірні таблиці спряженості. Для двох факторів A і B лог-лінійна насичена модель має вигляд [2]:

$$\ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_{ij}^{ab},$$

де u_0 , u_i^a , u_j^b , u_{ij}^{ab} — параметри моделі, які називаються: u_0 — загальне середнє; u_i^a — головний вплив (ефект i -ої категорії фактора A); u_j^b — головний вплив (ефект j -ої категорії фактора B); u_{ij}^{ab} — взаємодія i -ої категорії фактора A та j категорії фактора B (вплив кон'юнкції факторів). Параметри моделі повинні задовольняти обмеженням:

$$\sum_i u_{ij}^{ab} = \sum_j u_{ij}^{ab} = \sum_i u_i^a = \sum_j u_j^b = 0,$$

Для таблиць спряженості 2×2 наведені обмеження набувають вигляду:

$$u_2^a = -u_1^a; u_2^b = -u_1^b; u_{12}^{ab} = -u_{11}^{ab}; u_{21}^{ab} = -u_{11}^{ab}; u_{22}^{ab} = u_{11}^{ab}.$$

Невідомі параметри моделі u_0 , u_1^a , u_1^b , u_{11}^{ab} розраховуються таким чином:

$$u_0 = \frac{1}{4} \ln(n_{11}^* n_{12}^* n_{21}^* n_{22}^*), u_1^a = \frac{1}{4} \ln \frac{n_{11}^* n_{12}^*}{n_{21}^* n_{22}^*}, u_1^b = \frac{1}{4} \ln \frac{n_{11}^* n_{21}^*}{n_{12}^* n_{22}^*},$$

$$u_{11}^{ab} = \frac{1}{4} \ln \frac{n_{11}^* n_{22}^*}{n_{12}^* n_{21}^*}.$$

У табл. 3 наведено отримані значення параметрів насичених лог-лінійних моделей, а також значення їх експонент. При проведенні розрахунків в якості фактора A в усіх моделях розглядався показник X_{12} , а в якості фактора B — показники $X_1, X_2, \dots, X_{11}$.

Сенс дослідження лог-лінійних моделей полягає в тому, щоб знайти відносно економне пояснення даних, якщо це взагалі можливе. Тому при проведенні лог-лінійного аналізу розглядаються різні варіанти спрощених моделей з тим, щоб знайти найпрості-

шу модель, яка задовільно пояснюватиме дані. Види спрощених лог-лінійних моделей для двохвимірних таблиць спряженості та відповідні формули для розрахунку теоретичних частот наведено у таблиці 4.

Таблиця 3

ОЦІНКИ ПАРАМЕТРІВ НАСИЧЕНИХ ЛОГ-ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ
ДЛЯ ДВОВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ

Фактор В	Значення параметрів моделей				Експоненти подвійних значень параметрів моделей		
	u_0	u_1^a	u_1^b	u_{11}^{ab}	$e^{2u_1^a}$	$e^{2u_1^b}$	$e^{2u_{11}^{ab}}$
X1	3,22	0,77	0,00	0,75	4,63	1,00	4,45
X2	3,22	0,95	-0,70	0,31	6,69	0,25	1,86
X3	3,38	0,86	-0,29	0,36	5,61	0,57	2,04
X4	3,37	0,73	0,46	0,08	4,34	2,51	1,16
X5	3,47	0,77	0,00	-0,10	4,63	1,00	0,82
X6	3,33	0,72	0,55	0,09	4,26	3,00	1,19
X7	3,22	0,61	-0,72	-0,25	3,41	0,24	0,60
X8	3,40	0,84	-0,25	0,30	5,35	0,60	1,81
X9	2,98	0,87	-1,07	0,13	5,69	0,12	1,30
X10	3,22	0,66	0,73	0,18	3,72	4,29	1,43
X11	3,45	0,74	-0,19	-0,16	4,37	0,69	0,73

Таблиця 4

ВИДИ ЛОГ-ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ
ДЛЯ ДВОВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ

Номер моделі	Назва моделі	Вигляд моделі	Формули розрахунку теоретичних частот
1	Незалежності	$\ln n_{ij}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b$	$n_{ij}^* = \frac{n_{i*}n_{*j}}{n}$
2	Немає фактору В	$\ln n_{ij}^* = u_0 + u_i^a$	$n_{ij}^* = \frac{n_{i*}}{2}$
3	Немає фактору А	$\ln n_{ij}^* = u_0 + u_j^b$	$n_{ij}^* = \frac{n_{*j}}{2}$
4	Рівномовірна	$\ln n_{ij}^* = u_0$	$n_{ij}^* = \frac{n}{4}$

Для перевірки значимості певного параметра моделі (ефекту) розраховують статистику $\chi^2_{\text{інф}} = 2 \sum_i^r \sum_j^s n_{ij} \ln \frac{n_{ij}}{n_{ij}^*}$ методу максимальної правдоподібності для моделі з вищим номером (моделі з параметром, значимість якого перевіряється), та моделі з нижчим номером (моделі без відповідного параметра). Далі необхідно відняти $\chi^2_{\text{інф}}$, отриманий для моделі з розглядуваним ефектом, від $\chi^2_{\text{інф}}$ для моделі без даного ефекту. Якщо для розрахованої таким чином різниці $\Delta\chi^2_{\text{інф}}$ відповідне p -значення є меншим за α , то ефект вважається значимим за рівня значимості α і має бути присутнім у моделі. В іншому випадку ефект вважається не значимим та може бути виключеним з моделі [3].

У табл. 5 наведено результати перевірки значимості різних ефектів для двовимірних таблиць спряженості, а саме розрахункові значення різниць інформаційних критеріїв $\chi^2_{\text{інф}}$ та відповідні їм p -значення.

Таблиця 5

**РЕЗУЛЬТАТИ ПЕРЕВІРКИ ЗНАЧИМОСТІ ЕФЕКТІВ
ДЛЯ ДВОВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ**

Фактор В	Ефект взаємодії факторів А і В		Ефект 1 категорії фактора А		Ефект 1 категорії фактора В	
	$\Delta\chi^2_{\text{інф}}$	p -значення	$\Delta\chi^2_{\text{інф}}$	p -значення	$\Delta\chi^2_{\text{інф}}$	p -значення
X1	44,2	0,0000	76,2	0,0000	29,0	0,0000
X2	5,4	0,0197	76,2	0,0000	34,5	0,0000
X3	10,7	0,0011	76,2	0,0000	0,3	0,5902
X4	0,5	0,4972	76,2	0,0000	38,4	0,0000
X5	1,0	0,3182	76,2	0,0000	0,7	0,3973
X6	0,5	0,4596	76,2	0,0000	51,7	0,0000
X7	4,1	0,0424	76,2	0,0000	89,2	0,0000
X8	7,6	0,0057	76,2	0,0000	0,5	0,4886
X9	0,6	0,4340	76,2	0,0000	107,4	0,0000
X10	2,0	0,1562	76,2	0,0000	85,8	0,0000
X11	2,3	0,1292	76,2	0,0000	13,2	0,0003

Виходячи зі змістовної постановки завдання, являє інтерес дослідження ефектів взаємодії показника X_{12} — отримання стартапом фінансування, з іншими розглядуваними предикторами. Показник X_{12} виступає відгуком, а інші показники — факторами (розрізнення між відгуком і факторами є розрізненням між результатом і причиною). Тому нас цікавить, як змінюється відгук під дією факторів, самі ж ефекти факторів і їхні взаємодії у нашому випадку не мають першочергового інтересу.

Для перевірки значимості ефекту взаємодії використовувались різниці статистик χ^2_{inf} , розраховані для насиченої моделі та моделі 1 (таблиця 4). Як можна бачити з табл. 5, значимий ефект взаємодії при рівні значимості, меншим за 1 %, має місце для наступних пар факторів: X_1 і X_{12} ; X_3 і X_{12} ; X_8 і X_{12} , значимий ефект взаємодії при рівні значимості, меншим за 5 % — для пар X_2 і X_{12} , X_7 і X_{12} . Насичені лог-лінійні моделі для даних пар факторів представлені у табл. 6.

Таблиця 6

НАСИЧЕНІ ЛОГ-ЛІНІЙНІ МОДЕЛІ
ДЛЯ ДВОВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ

Фактор В	Значення фактора А	Значення фактора В	
		$X_j = 0$	$X_j = 1$
X_1	$X_{12}=0$	$\ln n_{11}^* = 3,22 + 0,77 + 0,00 + 0,75$	$\ln n_{12}^* = 3,22 + 0,77 - 0,00 - 0,75$
	$X_{12}=1$	$\ln n_{21}^* = 3,22 - 0,77 + 0,00 - 0,75$	$\ln n_{22}^* = 3,22 - 0,77 - 0,00 + 0,75$
X_2	$X_{12}=0$	$\ln n_{11}^* = 3,22 + 0,95 - 0,70 + 0,31$	$\ln n_{12}^* = 3,22 + 0,95 + 0,70 - 0,31$
	$X_{12}=1$	$\ln n_{21}^* = 3,22 - 0,95 - 0,70 - 0,31$	$\ln n_{22}^* = 3,22 - 0,95 + 0,70 + 0,31$
X_3	$X_{12}=0$	$\ln n_{11}^* = 3,38 + 0,86 - 0,29 + 0,36$	$\ln n_{12}^* = 3,38 + 0,86 + 0,29 - 0,36$
	$X_{12}=1$	$\ln n_{21}^* = 3,38 - 0,86 - 0,29 - 0,36$	$\ln n_{22}^* = 3,38 - 0,86 + 0,29 + 0,36$
X_7	$X_{12}=0$	$\ln n_{11}^* = 3,22 + 0,61 - 0,72 - 0,25$	$\ln n_{12}^* = 3,22 + 0,61 + 0,72 + 0,25$
	$X_{12}=1$	$\ln n_{21}^* = 3,22 - 0,61 - 0,72 + 0,25$	$\ln n_{22}^* = 3,22 - 0,61 + 0,72 - 0,25$
X_8	$X_{12}=0$	$\ln n_{11}^* = 3,40 + 0,84 - 0,25 + 0,30$	$\ln n_{12}^* = 3,40 + 0,84 + 0,25 - 0,30$
	$X_{12}=1$	$\ln n_{21}^* = 3,40 - 0,84 - 0,25 - 0,30$	$\ln n_{22}^* = 3,40 - 0,84 + 0,25 + 0,30$

Для всіх моделей, представлених у табл. 6, ефект взаємодії можна вважати таким, що має реальний, а не випадковий характер, причому, як видно з табл. 6, для пар предикторів X_1 і X_{12} , X_2

і X_{12} , X_3 і X_{12} , X_8 і X_{12} цей ефект є додатним, а для пари X_7 і X_{12} — від’ємним. Це означає, що тенденція скоріше отримати фінансування існує для стартапів, у яких наявна якась з ознак: досвід фінансування; бізнес-орієнтація стартапу; наявність сайту та присутність у соціальних мережах. Крім того, скоріше отримують фінансування стартапи, засновані до 2015 р. Водночас наявність патенту зменшує для стартапу ймовірність отримати фінансування.

Аналіз табл. 6 показує, що серед представлених тут моделей, найбільший внесок ефекту взаємодії у логарифм частоти випадків отримання фінансування спостерігається для пари предикторів X_1 і X_{12} . Сполучення категорій «отримання фінансування» та «досвід фінансування» або категорій «відсутність фінансування» та «без інвестицій на поточний момент» збільшує загальну середню u_0 на 0,75, інші сполучення категорій цих ознак зменшують загальну середню на 0,75.

Маючи значення оцінок параметрів, ми можемо розрахувати оцінки переважання, які є відношенням експоненти подвійного значення параметра до 1 [1]. Так, для пари предикторів X_{12} та X_1 оцінка параметру $u_{11}^{ab} = 0,75$, звідси $e^{2u_1^a} = e^{2 \cdot 0,75} = 4,45$ (див. табл. 3). Тоді відповідну оцінку переважання можна записати у вигляді відношення 4,45 до 1. Це означає, що шанс отримати фінансування відноситься до шансу не отримати фінансування, як 4,45 до 1 за умови наявності досвіду фінансування. Також, на основі результатів, представлених у табл. 3, можна сказати, що шанс отримати фінансування відноситься до шансу не отримати фінансування, як:

1,86 до 1 за умови бізнес-орієнтації стартапу;

2,04 до 1 за умови заснування стартапу до 2014 року;

0,60 до 1 за умови наявності патенту;

1,81 до 1 за умови наявності сайту та присутності у соціальних мережах.

На другому етапі дослідження побудовано та проаналізовано тривимірні таблиці спряженості. У даному випадку лог-лінійна насичена модель має вигляд [2]:

$$\ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ij}^{ab} + u_{ik}^{ac} + u_{jk}^{bc} + u_{ijk}^{abc}, \quad (1)$$

де u_0 , u_i^a , u_j^b , u_k^c , u_{ij}^{ab} , u_{ik}^{ac} , u_{jk}^{bc} , u_{ijk}^{abc} — параметри моделі, які називаються: u_0 — загальне середнє; u_i^a — головний вплив, ефект i -ої категорії фактору A ; u_j^b — головний вплив, ефект j -ої катего-

рії фактору A ; u_k^c — головний вплив, ефект k -ої категорії фактора A ; u_{ij}^{ab} — взаємодія першого порядку i -ої категорії фактора A та j -ої категорії фактору B (вплив кон'юнкції факторів); u_{ik}^{ac} — взаємодія першого порядку i -ої категорії фактора A та k -ої категорії фактора C (вплив кон'юнкції факторів); u_{jk}^{bc} — взаємодія першого порядку j -ої категорії фактора B та k -ої категорії фактора C (вплив кон'юнкції факторів); u_{ijk}^{abc} — трьохфакторна взаємодія другого порядку i -ої, j -ої і k -ої категорій відповідно факторів A , B і C .

Формули для розрахунку параметрів моделі (1) можна знайти в [2]. Як і у двовимірному випадку, така модель повністю відтворює таблицю спряженості спостережуваних частот. $n_{ijk}^* = n_{ijk}$. Ненасичені лог-лінійні моделі для тривимірного випадку представлено у табл. 7.

Таблиця 7

ВИДИ ЛОГ-ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ
ДЛЯ ТРИВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ

№	Назва моделі	Позначення	Вигляд моделі
1	Умовної незалежності АВ, АС, ВС	АВ/АС/ВС	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ij}^{ab} + u_{ik}^{ac} + u_{jk}^{bc}$
2	Модель з відсутністю взаємодії ВС (два парних зв'язки)	АВ/АС	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ij}^{ab} + u_{ik}^{ac}$
3	Модель з відсутністю взаємодії АС (два парних зв'язки)	АВ/ВС	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ij}^{ab} + u_{jk}^{bc}$
4	Модель з відсутністю взаємодії АВ (два парних зв'язки)	АС/ВС	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ik}^{ac} + u_{jk}^{bc}$
5	Модель незалежності АВ і С (один парний зв'язок)	АВ/С	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ij}^{ab}$
6	Модель незалежності АС і В (один парний зв'язок)	АС/В	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{ik}^{ac}$
7	Модель незалежності ВС і В (один парний зв'язок)	ВС/А	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c + u_{jk}^{bc}$
8	Модель з відсутністю впливу головного ефекту фактору С	АВ	$ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_{ij}^{ab}$

№	Назва моделі	Позначення	Вигляд моделі
9	Модель з відсутністю впливу головного ефекту фактору <i>B</i>	АС	$\ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_k^c + u_{ik}^{ac}$
10	Модель з відсутністю впливу головного ефекту фактору <i>A</i>	BC	$\ln n_{ijk}^* = u_0 + u_j^b + u_k^c + u_{jk}^{bc}$
11	Модель головних ефектів трьох факторів	A/B/C	$\ln n_{ijk}^* = u_0 + u_i^a + u_j^b + u_k^c$
12	Рівномірною модель		$\ln n_{ijk}^* = u_0$

Зазначимо, що моделі, представлені у табл. 4 і 7, відносяться до класу так званих ієрархічних моделей, тобто таких моделей, для яких діє наступне правило: якщо у модель включено параметр, що залежить від множини факторів, то модель повинна містити також і всі параметри, що залежать від будь-якої підмножини з цієї множини факторів [1].

У табл. 8 наведено результати перевірки значимості ефектів взаємодії для тривимірних таблиць спряженості. Як і раніше, в якості предиктора *A* розглядався показник *X12*, який у нашому випадку виступає як відгук. З урахуванням попереднього етапу дослідження в якості предиктора *B* було обрано показник *X1*. В якості предиктора *C* розглядались показники *X2*,... , *X11*. У табл. 8 представлено розрахункові значення різниць інформаційних критеріїв χ_{inf}^2 та відповідні їм *p*-значення для різних ефектів взаємодії.

Таблиця 8

**РЕЗУЛЬТАТИ ПЕРЕВІРКИ ЗНАЧИМОСТІ ЕФЕКТІВ ВЗАЄМОДІЇ
ДЛЯ ТРИВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ**

Фактор <i>C</i>	Ефект взаємодії AB		Ефект взаємодії AC		Ефект взаємодії BC		Ефект взаємодії ABC	
	$\Delta\chi_{inf}^2$	<i>p</i> -значення	$\Delta\chi_{inf}^2$	<i>p</i> -значення	$\Delta\chi_{inf}^2$	<i>p</i> -значення	$\Delta\chi_{inf}^2$	<i>p</i> -значення
<i>X2</i>	43,8	0,000	5,1	0,024	0,5	0,481	1,5	0,222
<i>X3</i>	36,0	0,000	2,7	0,099	5,0	0,025	0,1	0,762
<i>X4</i>	43,0	0,000	0,0	0,910	2,0	0,157	0,0	0,856

Фактор С	Ефект взаємодії АВ		Ефект взаємодії АС		Ефект взаємодії ВС		Ефект взаємодії АВС	
	$D\chi^2_{inf}$	p-значення	$D\chi^2_{inf}$	p-значення	$D\chi^2_{inf}$	p-значення	$D\chi^2_{inf}$	p-значення
X5	43,9	0,000	1,3	0,256	0,3	0,577	4,6	0,033
X6	43,4	0,000	0,5	0,493	0,0	0,994	3,6	0,056
X7	39,5	0,000	0,3	0,558	5,3	0,021	0,2	0,675
X8	39,2	0,000	3,0	0,085	1,4	0,229	0,3	0,568
X9	43,2	0,000	0,0	0,914	1,4	0,233	0,7	0,419
X10	44,9	0,000	3,6	0,057	1,4	0,234	0,1	0,742
X11	42,8	0,000	1,6	0,206	0,0	0,943	0,1	0,707

Ефекти взаємодії першого порядку факторів A і B , A і C та B і C перевірялись шляхом порівняння моделі 1 умовної незалежності та відповідно моделей 2, 3 і 4 з двома парними зв'язками (див. табл. 7). Ефект взаємодії другого порядку факторів A , B і C оцінювався на основі порівняння насиченої моделі та моделі 1 умовної незалежності (див. табл. 7).

Ще раз наголосимо, що нас цікавила у першу чергу взаємодія розглядуваних факторів з фактором $X12$ (отримання фінансування). Аналіз результатів, наведених у табл. 8, показує, що для всіх розглянутих трійок предикторів є значимим ефект взаємодії предикторів $X1$ і $X12$ першого порядку (рівень значимості менший за 1 %). Крім того для трійок предикторів $(X1, X2, X12)$, $(X1, X8, X12)$ та $(X1, X10, X12)$ виявився значимим ефект взаємодії предикторів $X2$ і $X12$ (на рівні значимості, меншим за 5 %) та $X8$ і $X12$, $X10$ і $X12$ (на рівні значимості, меншим за 10 %). Тобто для фіксованих категорій фактора «досвід фінансування» отримання фінансування більш імовірно для стартапів, які або орієнтовані на отримання прибутку, або мають сайт і присутні у соціальних мережах, або якщо сферою їх діяльності є одна з таких: реклама, маркетинг чи ритейл. Для вказаних трійок предикторів ефекти взаємодії другого порядку є незначимими, тому оптимальною моделлю у цьому разі є модель 2 (табл. 7) з двома парними зв'язками, оцінки параметрів якої наведено у табл. 9. У табл. 9 наведено також експоненти подвійних значень параметрів, які можна розглядати як оцінки переважання. Аналіз експонент показує, що згідно побудованих лог-лінійних моделей для трійок

предикторів (X_1, X_2, X_{12}), (X_1, X_8, X_{12}) та (X_1, X_{10}, X_{12}) шанс отримати фінансування відноситься до шансу не отримати фінансування, як 4,27 до 1 за умови наявності досвіду фінансування.

Таблиця 9

ОЦІНКИ ПАРАМЕТРІВ ЛОГ-ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ
ДЛЯ ТРИВИМІРНИХ ТАБЛИЦЬ СПРЯЖЕНОСТІ

Параметр	Значення параметрів моделей						Експоненти подвійних значень параметрів моделі					
	Фактор C						Фактор C					
	X2	X3	X5	X6	X8	X10	X2	X3	X5	X6	X8	X10
u_0	2,32	2,48	2,41	2,43	2,49	2,31	104	141	123	129	146	102
u_1^a	0,91	0,80	0,89	0,72	0,81	0,63	6,16	4,96	5,97	4,21	5,07	3,55
u_1^b	0,01	0,07	-0,14	0,03	0,01	0,01	1,03	1,16	0,76	1,06	1,03	1,03
u_1^c	-0,67	-0,28	0,24	0,40	-0,24	0,71	0,26	0,57	1,62	2,21	0,62	4,15
u_{11}^{ab}	0,73	0,68	0,87	0,65	0,73	0,73	4,27	3,92	5,72	3,70	4,27	4,27
u_{11}^{ac}	0,28	0,21	-0,32	0,17	0,29	0,18	1,76	1,52	0,53	1,39	1,77	1,44
u_{11}^{bc}		0,23	0,30	-0,14			1,00	1,58	1,82	0,75	1,00	1,00
u_{111}^{abc}			-0,34	0,26			1,00	1,00	0,51	1,67	1,00	1,00

Крім того можемо бачити, що для трійки предикторів (X_1, X_2, X_{12}) шанс отримати фінансування відноситься до шансу не отримати фінансування, як 1,76 до 1 за умови бізнес-орієнтації стартапу; для трійки предикторів (X_1, X_8, X_{12}) — як 1,77 до 1 за умови наявності сайту та присутності у соціальних мережах; для трійки предикторів (X_1, X_{10}, X_{12}) — як 1,44 до 1, якщо сфера діяльності стартапу — це реклама, маркетинг або ритейл.

Як бачимо з табл. 8, для трійки предикторів X_1, X_3, X_{12} значимими є усі три ефекти взаємодії першого порядку, а ефект взаємодії другого порядку є не значимим, тому оптимальною моделлю для даної трійки предикторів буде модель 1 умовної незалежності (табл. 7). Оцінки параметрів цієї моделі наведені у табл. 9. Згідно знайденої оцінки переважання для ефекту кон'юнкції предикторів X_{12} і X_3 відношення шансу отримати фінансування до шансу його не отримати за умови створення стартапу до 2014 року дорівнює 1,52.

Слід зазначити, що ефекти взаємодії факторів, виявлені на основі двовимірних таблиць спряженості, дещо відрізняються від ефектів, виявлених на основі тривимірних таблиць. Це стосується фактору X_7 (наявність патенту), ефект взаємодії якого з показником отримання фінансування був значимим у двовимірному випадку, а у тривимірному — вже не значимим, проте у цьому разі виявився значимим ефект взаємодії факторів X_7 і X_1 . Також це стосується взаємодії факторів X_{10} і X_{12} , ефект якої у тривимірному випадку на відміну від двовимірного є значимим. Причина наявних відмінностей полягає в тому, що двовимірні таблиці частот не дозволяють враховувати впливи інших факторів.

Звернемо ще увагу на те, що для двох розглядуваних трійок предикторів (X_1, X_5, X_{12}) і (X_1, X_6, X_{12}) виявилась значимою трьохфакторна взаємодія, тобто у цьому випадку отримання фінансування залежить від спільної дії двох факторів: наявність досвіду фінансування та бізнес-орієнтація. Водночас кон'юнкція таких предикторів як наявність досвіду фінансування та орієнтація діяльності на кінцевого споживача впливають на отримання фінансування негативно.

Висновки. Отже, як результат було побудовано лог-лінійні моделі, які дозволяють зрозуміти, які предиктори впливають на інвестиційний успіх і невдачу українського стартапу. У ході дослідження було використано як двовимірні, так тривимірні таблиці спряженості для моделювання інвестиційного успіху стартапу.

Результатом реалізації лог-лінійного аналізу з двовимірними таблицями спряженості є розуміння, що шанси скоріше отримати фінансування вище для стартапів, в яких наявна якась з ознак: досвід фінансування; орієнтація стартапу на отримання прибутку; наявність сайту та присутність у соціальних мережах. Найкращий вплив на інвестиційний успіх стартапу у результаті формування тривимірних таблиць спряженості, за умови наявності у всіх досвіду фінансування, дали бізнес-орієнтація, наявність сайту та присутність у соціальних мережах, та реклама, маркетинг чи ритейл як сфери їх діяльності.

Розроблена методологія аналізу може бути розширена, за рахунок включення до переліку компаній, що аналізуються, іноземних стартапів. Також, нові відкриття можливі у разі розширення переліку параметрів, які характеризують стартап-компанію. Це принесе користь нинішнім і майбутнім підприємцям, а також безлічі інших зацікавлених сторін, інвесторам, установам, спільнотам і суспільству загалом.

Бібліографічні посилання

1. Аптон Г. Анализ таблиц сопряженности. М.: Финансы и статистика, 1982. 143 с.
2. Трошин Л.И., Балаш В.А., Балаш О.С. Статистический анализ нечисловой информации. Московский государственный университет экономики, статистики и информатики. М., 2001. 67 с.
3. Фомина Е.Е. Возможности логлинейного анализа при обработке результатов анкетирования. *Вестник ПНИПУ. Социально-экономические науки*. 2018. № 3. С. 197-208.
4. Angerer, M., Brem, A., Kraus, S., & Peter, A. (2017). Start-up funding via equity crowdfunding in Germany: A qualitative analysis of success factors. *The Journal of Entrepreneurial Finance (JEF)*. 19(1). P. 1-34.
5. Bento, F. R. D. S. R. (2018). Predicting start-up success with machine learning (Doctoral dissertation).
6. Cardoso, D. M. M. M. G. (2020). StartUps success: the critical factors for startups success in Visegrad Group (Doctoral dissertation).
7. Camelo Martines, D. (2019). Startup Success Prediction in the Dutch Startup Ecosystem.
8. Cheng, C., Tan, F., Hou, X., & Wei, Z. (2019, August). Success Prediction on Crowdfunding with Multimodal Deep Learning. In *IJCAI* (P. 2158-2164).
9. Dellermann, D., Lipusch, N., Ebel, P., Popp, K. M., & Leimeister, J. M. (2017). Finding the unicorn: Predicting early stage startup success through a hybrid intelligence method.
10. Gunawardana, K. D. (2020). Success Factors of the Implementation of Crowdfunding for Start-Ups. *International Journal of Sociotechnology and Knowledge Development (IJSKD)*, 12(4), P. 89-105.
11. Hai, H., Xuan, N., Thao, T., & Hien, P. (2021). The effects of strategy and market orientation on the performance of Vietnamese startups. *Management Science Letters*. 11(4). P. 1357-1366.
12. Kaminski, J. C., & Hopp, C. (2020). Predicting outcomes in crowdfunding campaigns with textual, visual, and linguistic signals. *Small Business Economics*. 55(3). P. 627-649.
13. Kim, B., Kim, H., & Jeon, Y. (2018). Critical success factors of a design startup business. *Sustainability*. 10(9). P. 2981.
14. Unal, C. (2019). Searching for a unicorn: A machine learning approach towards startup success prediction
15. Yeh, J. Y., & Chen, C. H. (2020). A machine learning approach to predict the success of crowdfunding fintech project. *Journal of Enterprise Information Management*.
16. Zhang, Q., Ye, T., Essaidi, M., Agarwal, S., Liu, V., & Loo, B. T. (2017, November). Predicting startup crowdfunding success through longitudinal social engagement analysis. In *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management* (P. 1937-1946).

Статтю подано до редакції 09.11.2021