

**В'ячеслав Мамчуровський¹, В'ячеслав Павлюк², Дарина Прищеп³,
Олена Трунова⁴, Марія Дорош⁵**

¹студент

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: slavuta1212@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7552-6048>

²студент

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: dashaigor44@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2713-8520>

³студент

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: prischepadarina@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2450-2104>

⁴кандидат педагогічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій та програмної інженерії

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: e.trunova@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0689-8846>

ResearcherID: [G-3925-2014](https://orcid.org/0000-0003-0689-8846). Scopus Author ID: [57211429427](https://orcid.org/0000-0003-0689-8846)

⁵доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформаційних технологій та програмної інженерії

Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: mariyava5536@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6537-9857>

ResearcherID: [AAF-2603-2019](https://orcid.org/0000-0001-6537-9857). Scopus Author ID: [56912183600](https://orcid.org/0000-0001-6537-9857)

НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ КОМПЛЕКСНОЇ ОЦІНКИ РІВНЯ УСПІШНОСТІ STARTUP-ПРОЄКТІВ

У роботі представлено концептуальну нейро-нечітку модель інформаційної технології оцінки рівня успішності startup-проектів, яка використовує комплексний підхід до її формування. Уперше запропоновано використання нечітких даних для інтелектуальної оцінки успішності startup-проектів. Крім прогнозу, представлена система вперше вирішує проблему надання рекомендації для підвищення успішності бізнес-ідей, а також пропонує підбір схожих за критеріальними ознаками startup-проектів. Запропонована 6-рівнева модель визначає основні підходи та технології збереження, обробки та відображення даних, механізми взаємодії між рівнями.

Ключові слова: нейро-нечітка модель; оцінка startup-проектів; менеджмент startup-проектів; автоматичні інформаційні системи; конвергенція startup-проектів.

Рис.: 2. Табл.: 2. Бібл.: 19.

Актуальність теми дослідження. На сьогодні startup-проекти є однією з головних рушійних сил як економічного, так і технологічного розвитку. Передові інновації, відкриття нових і модернізація вже наявних ринків, стимуляція конкуренції, створення нових робочих місць – усі ці фактори підтверджують неабияку корисність startup-проектів для розвитку та зростання світової економіки [1; 2; 3]. Однак при цьому існує і невтішна статистика, що констатує невдачу близько 90 % всіх проектів через помилкове визначення ринкового попиту (42 % випадків), нестабільне фінансування (29 % випадків) тощо [4]. Саме тому нині доволі актуальним напрямком досліджень є розробка методів і моделей для оцінювання та прогнозування успішності startup-проектів та інформаційної підтримки реалізації таких моделей.

Постановка проблеми. На сьогодні вже є спроби застосування нейро-нечіткого моделювання успішності startup-проектів, але лише в контексті їхньої інвестиційної привабливості [17]. Дослідження на тему використання нейро-нечітких систем для комплексної оцінки рівня успішності startup-проектів взагалі відсутні, що лише підкреслює необхідність створення та подальшої реалізації такої системи в силу її беззаперечної актуальності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сучасних моделях прогнозу успішності startup-проектів використовують доволі різноманітні інформаційні технології, які забезпечують реалізацію статистичних моделей, зокрема, логістичної регресії (Logistic Regression), ROC-індекс якої становить 0,81, а частка правильних відповідей (accuracy) – 86 % [5; 6]. Серед моделей, що використовують штучний інтелект (ШІ), можна відзначити нейронні мережі (Neural Network), які для навчання потребують достатньо велику

кількість попередньо оброблених даних. Наприклад, у роботі [5] використовують набір даних із платформи Crunchbase про більше ніж 15 000 компаній, де як фактори авторами було виділено фінансові (розмір інвестицій на кожному раунді фінансування, поточна ринкова вартість тощо) та управлінські (кількість співробітників, місце розташування, новини про компанію в мережі Інтернет тощо) змінні.

Також велика кількість робіт присвячена так званим ансамблевим методам машинного навчання. Наприклад, у дослідженні [7] для виконання прогнозу успішності використали такі методи, як випадковий ліс (Random Forest) і градієнтний бустинг (Extreme Gradient Boosting), які, навчаючись на даних із мінімальною інформацією про підприємця та/чи характеристики команди керівників, досягають значення точності більше ніж 94 %.

Не можна не відзначити підхід, запропонований у роботі [8], який полягає в розробці методу гібридного інтелекту (Hybrid Intelligence). Це поєднання можливостей машинного (техніки для обробки великих масивів даних) та колективного (інтуїція) розумів для аналізу кількісної та «м'якої» (тієї, що не можна підрахувати) інформації в умовах ризику та невизначеності. Проте цей метод призначений для прогнозування успіху тільки для проєктів, які перебувають на ранньому етапі розвитку.

У роботах [9-12] обґрунтовується актуальність та доцільність створення систем, які б використовували апарат нечіткої математики та здійснювали комплексне й багатofакторне оцінювання startup-проєктів. Однак такі системи не позбавлені недоліків нечітких систем, які перераховані у дослідженні [13]: проблеми пошуку функцій належності, потреба у кваліфікованому експерті для визначення правил, цілковита прив'язаність до наявних у системі правил.

Саме тому доволі популярними стали дослідження можливостей комбінації двох принципово різних математичних конструкцій: нейронних мереж і нечіткої логіки, яка б компенсувала їх недоліки. Зауважимо, що нейро-нечіткі системи успішно використовуються для вирішення таких задач, як прогнозування часових рядів й ідентифікації динамічних систем [14], вирішення типових геотехнічних проблем [15], оцінювання об'єкта за багатьма критеріями [16] тощо.

Виділення недосліджених частин. У більшості з розглянутих вище моделей аналізу та оцінки startup-проєктів навчання ґрунтується на чітких, кількісних даних. При цьому надати точні дані відносно startup-проєкту далеко не завжди можливо, особливо на його початкових стадіях, коли більшість факторів можна описати лише узагальнено, нечітко. Окрім прогнозу наведені системи не пропонують користувачу стратегій подальшого розвитку, порад та підбору схожих startup-проєктів.

Метою цього дослідження є підтримка прийняття рішень при створенні startup-проєктів за допомогою розробки автоматизованої інформаційної системи комплексної оцінки рівня успішності startup-проєктів.

Виклад основного матеріалу. Зважаючи на актуальність цієї теми, було запропоновано таке математичне представлення моделі оцінки рівня успішності startup-проєктів, яку можна надати у вигляді мультиплікаційної згортки:

$$f: F_1 \times F_2 \times \dots \times F_n \times \tilde{Q}(q_1) \times \tilde{Q}(q_2) \times \dots \times \tilde{Q}(q_m) \rightarrow \tilde{SP}(\tilde{S}_{F_1}, \tilde{S}_{F_2}, \dots, \tilde{S}_{F_r}), \quad (1)$$

де F_1, F_2, \dots, F_n – масив обраних користувачем критеріальних ознак успішності startup-проєкту;

$\tilde{Q}(q_1), \tilde{Q}(q_2), \dots, \tilde{Q}(q_m)$ – масив нечітких відповідей на питання;

$\tilde{S}_{F_1}, \tilde{S}_{F_2}, \dots, \tilde{S}_{F_r}$ – масив нечітких критеріальних ознак успішності startup-проєкту;

\tilde{SP} – нечітка оцінка рівня успішності startup-проєкту.

Концептуальну схему нейро-нечіткої моделі інформаційної технології комплексної оцінки рівня успішності startup-проєктів наведено на рис. 1.

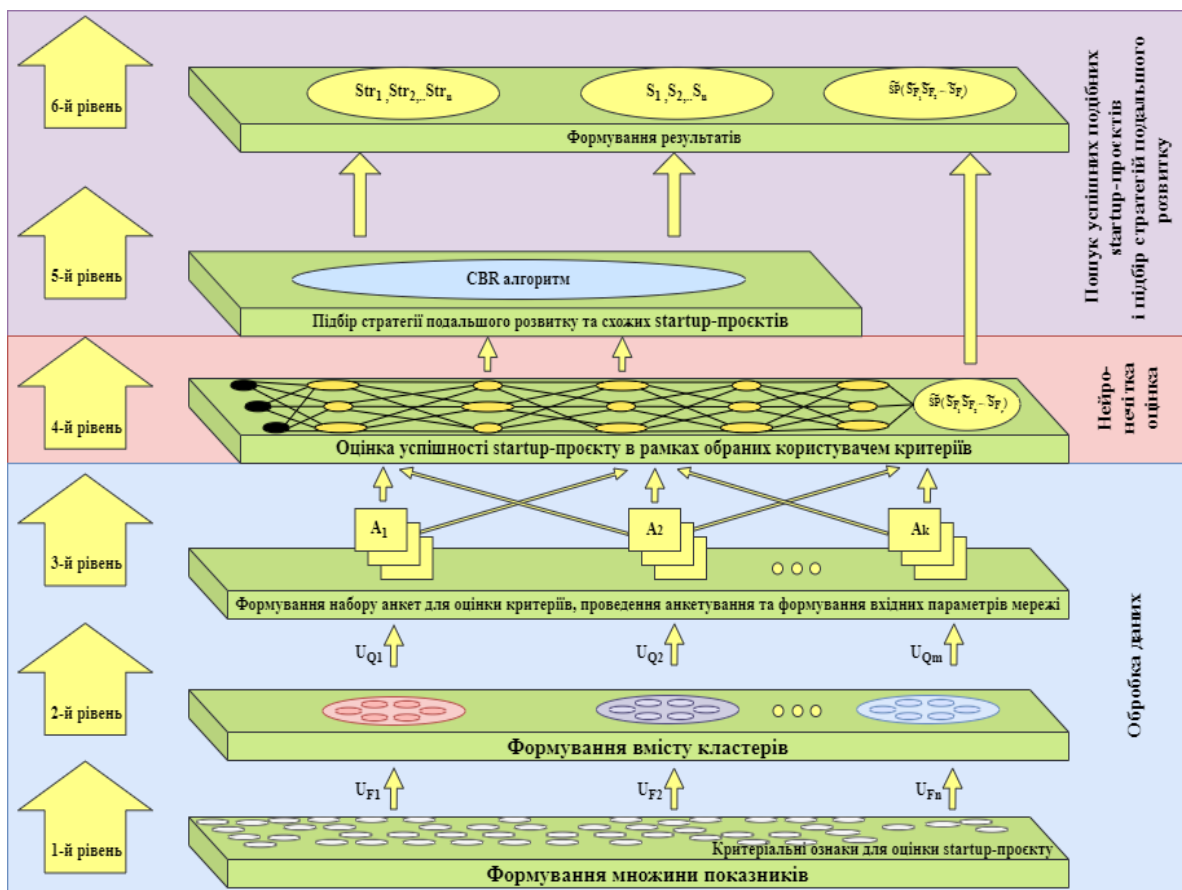


Рис. 1. Концептуальна схема нейро-нечіткої моделі інформаційної технології комплексної оцінки рівня успішності startup-проектів

Джерело: ророблено авторами.

Запропонована модель складається з шести основних рівнів обробки даних.

Перший рівень відповідає за формування множини критеріальних ознак успішності startup-проекту $U_F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$, а також відповідних наборів для їх аналізу $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_n\}$, які складаються з множини питань $U_Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$. Під критеріальною ознакою розуміється ознака, що впливає на успішність startup-проекту (слухність ідеї, розмір ринку, склад команди тощо). Серед 52 критеріальних ознак користувач обирає ті, що вважає важливими для своєї бізнес-ідеї. Для збереження ознак пропонується створити окрему таблицю у базі даних (БД). Також необхідно створити таблицю для збереження питань. Критеріальні ознаки та питання для їх аналізу будуть пов'язані між собою зв'язком типу $1:m$, де одна ознака може містити m питань.

Також автоматизована система передбачає створення наборів із критеріальних ознак «за замовчуванням», їх можна використовувати за бажанням користувача. Такі набори пропонується зберігати у вигляді окремої таблиці БД. Залежності між наборами та ознаками визначені у вигляді зв'язку типу $1:n$, де один набір може містити $0 < n \leq 52$ критеріальних ознак.

Після проходження першого етапу буде сформовано набір ознак для оцінки рівня успішності startup-проекту, де кожна ознака містить відповідні питання. Отриманий набір формує індивідуальний кластер $C_k = \bigcup_{k=1}^n F_k$, де F_k – множина критеріальних ознак вибраних k -м користувачем.

Другий рівень моделі відповідає за оптимізацію вмісту кластерів $C_k = \bigcup_{k=1}^n F_k \subset U_k$, зокрема за допомогою кореляційного аналізу (серед питань, що мають високий рівень кореляції, експертним шляхом виділяють більш значущі). Кореляційні залежності пропонується зберігати у створеній таблиці питань бази даних. Такий підхід забезпечує можливість виключення однакових питань для оцінки критеріальних ознак.

Після проведення кореляційного аналізу визначається ступінь значущості кожного питання, що використовується при формуванні оцінки критеріальної ознаки, а також впливу кожної з них на всю ієрархію показників оцінки startup-проєкту. Для розв'язання поставленої задачі розрахунку ваги ознак та питань всередині них пропонується використати метод аналізу ієрархій (MAI) [18].

Вихідними параметрами будуть вектори значущості питань $w_{q_k}^1, w_{q_k}^2, \dots, w_{q_k}^r$, де $w_{q_k}^1 + w_{q_k}^2 + \dots + w_{q_k}^r = 1$.

Третій рівень. Після проходження перших двох рівнів нейро-нечіткої моделі будуть сформовані анкети A_1, A_2, \dots, A_k , які стануть результатом видалення питань, що повторюються, а також малозначущих питань та критеріальних ознак ($w_{q_k}^r \leq 0,05$) для оцінки успішності startup-проєкту. Після створення таких анкет користувачу пропонується відповісти на набір питань кожної з них.

Припускається, що за відповідь на питання користувач може отримати відповідну кількість балів, що змінюється від 0 (у разі, якщо питання було пропущене) до 1. При цьому оцінка варіантів відповідей здійснюється експертами та заноситься до відповідної таблиці у БД. Передбачається, що між таблицями питань і варіантів відповідей існуватиме зв'язок типу 1:m, де одне питання міститиме m варіантів відповіді.

На основі отриманих балів за відповіді на питання формується нечітка оцінка кожної критеріальної ознаки, що визначається за формулою:

$$\tilde{S}_{F_i} = \sum_{j=1}^{r_i} w_{q_{ij}} \tilde{Q}(q)_{ijk}, \quad (2)$$

де r_i – кількість питань з i -ої критеріальної ознаки;

$w_{q_{ij}}$ – вага j -го питання стосовно i -ої критеріальної ознаки;

$\tilde{Q}(q)_{ijk}$ – лінгвістична оцінка j -го питання i -ої критеріальної ознаки для k -ої анкети.

Отримані оцінки будуть представлені у вигляді лінгвістичних змінних залежно від її значення. Можливі варіанти значень наведені в табл. 1. Необхідно зауважити, що оцінку NA (невизначений) можливо отримати лише якщо користувач не відповість на жодне питання для аналізу критеріальної ознаки. Результатом роботи цього рівня стане набір отриманих лінгвістичних змінних.

Таблиця 1

Таблиця представлення лінгвістичних змінних оцінки критеріальної ознаки щодо інтервалів значень

Назва терму	Умовне позначення	Інтервал значень
Високий	H	[100;80)
Вище середнього	HA	[80;50)
Середній	A	[50;30)
Низький	L	[30;0)
Невизначений	NA	0

Четвертий рівень моделі відповідальний за оцінку успішності startup-проєкту в рамках критеріїв, яку планується отримувати на основі роботи ієрархічної системи нейро-нечітких мереж, що наведено нижче на рис. 2.

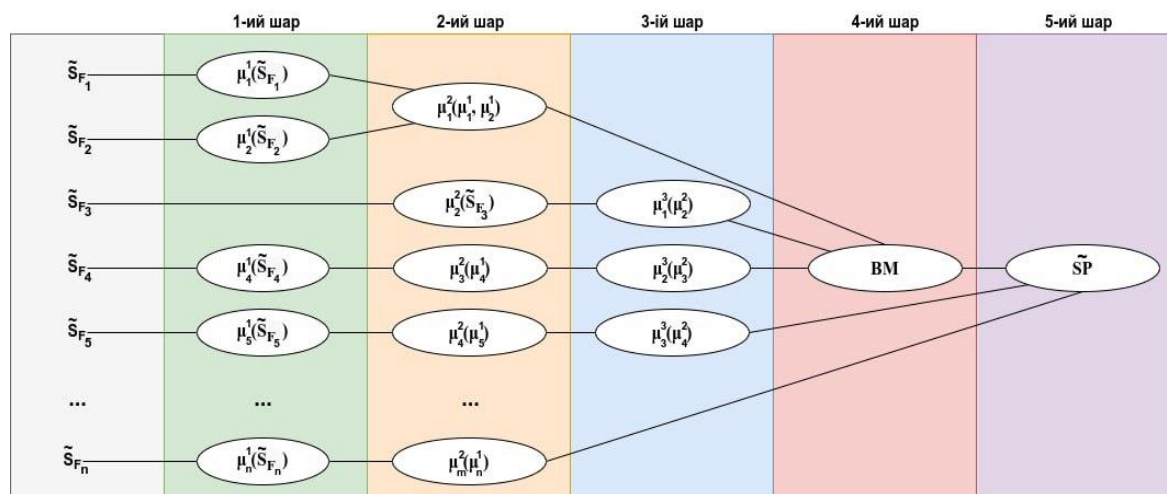


Рис. 2. Ієрархічна система нейро-нечітких мереж

Джерело: ророблено авторами.

На вхід нейро-нечіткої мережі першого шару подаються нечіткі оцінки критеріальних ознак startup-проєкту ($\tilde{S}_{F_1}, \tilde{S}_{F_2}, \dots, \tilde{S}_{F_n}$), які визначають його успішність. Кожна ознака є агрегованою кількісною оцінкою, що отримана за допомогою функцій належності, зокрема на першому шарі маємо: $\mu(\tilde{S}_F) = (\mu(\tilde{S}_{F_1}), (\mu(\tilde{S}_{F_2}), \dots, \mu(\tilde{S}_{F_n})))$ на інтервалі $[0;1]$.

У процесі налаштування системи визначається вага кожної критеріальної ознаки ($W_{F_1}, W_{F_2}, \dots, W_{F_n}$), де $W_{F_1} + W_{F_2} + \dots + W_{F_n} = 1$, і функція належності з найкращим, тобто найменшим, показником помилки на основі контрольної вибірки. При цьому розглядаються такі функції належності: трикутна (triangular MF), трапецієподібна (trapezoidal MF), Гауссова (Gaussian MF) та дзвоноподібна (generalized bell MF).

Нейро-нечітка мережа являє собою ієрархічну систему нейро-нечітких підмереж, що характеризуються агрегованими кількісними оцінками μ_n^l , де n – кількість критеріальних ознак, l – номер шару. Переходи до наступних шарів здійснюються засобами лінгвістичних моделей, що ґрунтуються на множинах нечітких правил. Мережі наступних шарів – результати роботи мереж попередніх, на основі яких спочатку отримується нейро-нечітка оцінка бізнес-моделі startup-проєкту BM , і наприкінці остаточна – агрегована нечітка оцінка $\tilde{S}P$.

Слід відзначити, що для кожної з нейро-нечітких мереж набір правил формується на основі навчальної вибірки, що зберігається у відповідній таблиці бази даних.

На виході отримуємо дефазифіковану нечітку оцінку рівня успішності startup-проєкту:

$$\tilde{S}P = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{r_i} W_{F_i} W_{qij} \tilde{Q}(q)_{ijk}, \tag{3}$$

де r_i – кількість питань з i -ої критеріальної ознаки;

w_{qij} – вага j -го питання стосовно i -ої критеріальної ознаки;

W_{F_i} – вага i -ої критеріальної ознаки (визначається нейро-мережею);

$\tilde{Q}(q)_{ijk}$ – лінгвістична оцінка j -го питання i -ої критеріальної ознаки для k -ої анкети.

П'ятий рівень. Отримавши набір нечітких оцінок $\{\tilde{S}_{F_1}, \tilde{S}_{F_2}, \dots, \tilde{S}_{F_n}\}$ критеріальних ознак обраних на попередньому рівні, серед яких можуть бути: ідея, склад команди, ключові партнери тощо, можна здійснити пошук подібних startup-проєктів та підбір стратегій подальшого їхнього розвитку. Ці функції пропонується реалізувати за допомогою визна-

чення конвергенції, для чого можна використати метод найближчих відстаней [19]. Конвергенція буде представлена у вигляді чисельного значення в діапазоні від 0 до 1 і розраховується за формулою:

$$Conv_j = \sqrt{\sum_{i=1}^r (1 - \frac{\tilde{S}_{ij}}{\tilde{S}_{ij_{\text{ET}}})}, \quad (4)$$

де r – кількість питань;

\tilde{S}_{ij} – нечітке значення критеріальної ознаки в j -ому кластері;

$\tilde{S}_{ij_{\text{ET}}}$ – нечітке еталонне значення (найвища оцінка) критеріальної ознаки в j -ому кластері.

Тоді можна буде зробити висновок про схожість збережених у базі даних показників еталонних (успішних) startup-проектів із введеними користувачем, та відібрати ті, для яких значення конвергенції не менше ніж 70 %.

Також пропонується створення окремої бази даних, що буде використовуватись для зберігання множини стратегій $U_{Str} = \{Str_1, Str_2, \dots, Str_n\}$, які можуть бути запропоновані для підвищення успішності проекту залежно від обраних критеріальних ознак та їх нечітких оцінок, а також для збереження множини успішних startup-проектів $U_s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, які будуть використовуватися як $\tilde{S}_{ij_{\text{ET}}}$.

Результатом роботи цього рівня є підібрані подібні startup-проекти, що матимуть конвергенцію не менше за 70 %, а також сформована індивідуальна стратегія підвищення успішності бізнес-ідеї, приклади якої наведені в табл. 2.

Таблиця 2

Приклади індивідуальної стратегії підвищення успішності бізнес-ідеї

Стратегія	Вхідні критеріальні ознаки	Нечіткий вектор ознак	Опис
1	2	3	4
Str_1	i_1 – новизна ідеї; i_2 – унікальність ідеї; i_3 – задоволення суспільних потреб; i_9 – комерційна привабливість	{L,A,H,A}	Ви можете мати конкурентну перевагу за рахунок швидкого виведення модернізованого продукту на освоєні та нові ринки. Проведіть більш глибокий аналіз конкурентів. Проведіть більш глибокий аналіз споживачів та визначте цінність продукту для різних сегментів споживачів. Терміново оформляйте права на власність. Якомога швидше виводьте продукт на ринок. Оцініть доцільність подальшої реалізації через поглиблений аналіз потреб споживачів. Проведіть ретельний аналіз позиціонування продукту на ринку.
Str_2	i_4 – відповідність духу й часу, i_5 – практична доцільність, i_6 – попередній досвід, i_7 – галузь застосування	{L,L,LA,A}	Адаптуйте технології для створення інших (нових) продуктів. Адаптуйте ідеї під технічні та технологічні реалії, або відкладіть реалізацію з поступовим її удосконаленням. Проведіть детальний проектний аналіз (технічний, технологічний, економічний, інституціональний, екологічний та ін.). Проведіть аналіз втрачених можливостей та залучіть успішних фахівців цієї галузі для підвищення ефективності виробництва та реалізації наявного продукту.
...			

Закінчення табл. 2

1	2	3	4
Str_n	i_5 – практична доцільність, i_6 – попередній досвід, i_7 – галузь застосування	{Н,А,Н}	Проведіть патентування та забезпечте швидкий вихід на ринок. Проведіть спільні розробки з постачальниками та підрядниками, а потім зосередьтеся на укладанні угод на першочергове право використання продукту та послуг. Проведіть роботу з фокус-групами та залежно від вимог споживачів швидко адаптуйте проблеми у результат. Забезпечте тісний зв'язок із споживачами (за допомогою окремих відомих фахівців). Забезпечте циклічність виходу продукту, побудуйте кампанію агресивного маркетингу та створіть нові (лімітовані) версії (наприклад, сезонні продукти). Підтримуйте зацікавленість інвесторів за рахунок розробки та впровадження спільних довгострокових інвестиційних проєктів.

Шостий рівень. На останньому етапі будуть відформатовані, інтерпретовані «зрозумілою» для користувача мовою та виведені такі результати:

- набори схожих startup-проєктів S_1, S_2, \dots, S_n для використання їхнього досвіду у власній бізнес-ідеї;
- набори індивідуальних стратегій подальшого розвитку $Str_1, Str_2, \dots, Str_n$ для забезпечення успішності проєкту за обраними користувачем критеріями;
- висновок відносно рівня успішності startup-проєкту.

Висновки. Розроблена нейро-нечітка модель інформаційної технології комплексної оцінки рівня успішності startup-проєктів складається з трьох основних підсистем: підсистема обробки даних, яка буде виконувати функції перших трьох рівнів; підсистема нейро-нечіткої оцінки startup-проєкту, що буде результатом 4-го рівня; підсистема пошуку подібних успішних startup-проєктів і підбору стратегій подальшого розвитку власних бізнес-ідей – 5-й і 6-й рівні.

Загалом ця система дозволить здійснювати підтримку прийняття рішень шляхом отримання оцінки успішності та сформованої індивідуальної стратегії для досягнення успіху бізнес-ідеї, а також дозволить використовувати досвід схожих за обраними критеріями startup-проєктів.

Для створення підсистем підбору стратегій подальшого розвитку startup-проєкту, а також пошуку успішних startup-проєктів може бути використана мова програмування Python, у той час як для реалізації ієрархічної системи нейро-нечітких мереж будуть розглядатися можливості мов програмування Python, Java, R і MATLAB.

Зважаючи на актуальність запропонованої моделі, подальші дослідження можуть бути пов'язані з її програмною реалізацією. З метою підвищення швидкості роботи та безпеки системи пропонується створення окремих баз даних, що використовуватимуться для збереження необхідних для функціонування моделі даних.

Список використаних джерел

1. The Impact of Startup on Global Economy [Electronic resource]. – Access mode: <https://bit.ly/33PWUJr>.
2. How Startups Drive the Economy [Electronic resource]. – Access mode: <https://bit.ly/3EqHI2a>.
3. Tool-Based Support of University-Industry Cooperation in IT-Engineering : monograph / V. V. Lytvynov, V. S. Kharchenko, S. V. Lytvyn, M. V. Saveliev, E. V. Trunova, I. S. Skiter. – Chernihiv : Chernihiv National University of Technology, 2015. – 108 p.

4. 106 Must-Know Startup Statistics for 2021 [Electronic resource]. – Access mode: <https://bit.ly/3mz81wX>.
5. Shah V. Predicting the success of a startup company [Electronic resource] / V. Shah. – 2019. – Access mode: <https://www.sas.com/content/dam/SAS/support/en/sas-global-forum-proceedings/2019/3878-2019.pdf>.
6. Veloso F. Predicting startup success in the U.S. / F. Veloso. – 2020.
7. Ünal C. Searching for a Unicorn: A Machine Learning Approach Towards Startup Success Prediction / C. Ünal. – 2019. – DOI: 10.18452/20347.
8. Finding the Unicorn: Predicting Early Stage Startup Success Through a Hybrid Intelligence Method / D. Dellermann, N. Lipusch, P.A. Ebel, K.M. Popp, J.M. Leimeister // *Econometric Modeling: Corporate Finance & Governance eJournal*. – 2017. – DOI: 10.2139/ssrn.3159123.
9. Model of start-ups assessment under conditions of information uncertainty / N. Malyar, V. Polishchuk, M. Sharkadi, I. Liakh // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2016. – Vol. 3. – Pp. 43-49. – DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71222.
10. Comprehensive Risk Management using Fuzzy FMEA and MCDA Techniques in Highway Construction Projects / M. Ahmadi, K. Behzadian, A. Ardeshir, Z. Kapelan // *Journal of Civil Engineering and Management*. – 2016. – Vol. 23. – Pp. 300-310. – DOI: <https://doi.org/10.3846/13923730.2015.1068847>.
11. Університетсько-індустріальна кооперація. Інтелектуальна знання-орієнтована система прийняття рішень. Вимоги, алгоритми, верифікація і застосування / під ред. Ю. П. Кондратенка, В. С. Харченка ; Міністерство освіти та науки України, Чорноморський національний університет ім. Петра Могили, Національний аерокосмічний університет ім. М. С. Жуковського «ХАІ». – Харків, 2017. – 297 с.
12. Mathematical methods of identification of Ukrainian enterprises competitiveness level by fuzzy logic using [Електронний ресурс] / A. Azarova, O Zhytkevych // *Економічний часопис-XXI*. – 2013. – № 9-10(2). – С. 59-62. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/297477424_Mathematical_methods_of_identification_of_ukrainian_enterprises_competitiveness_level_by_fuzzy_logic_using.
13. Vieira J. Neuro-Fuzzy Systems: A Survey [Electronic resource] / J. Vieira, F. Morgado-Dias, A. Mota // *WSEAS Transactions on Systems*. – 2004. – Vol. 3. – Pp. 414-419. – Access mode: https://www.researchgate.net/publication/242073375_Neuro-Fuzzy_Systems_A_Survey.
14. Nürnberger A. A hierarchical recurrent neuro-fuzzy system [Electronic resource] / A. Nürnberger // *Proceedings Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference (Cat. No. 01TH8569)*. – 2001. – Vol. 3. – Pp. 1407-1412. – Access mode: <http://www.gbv.de/dms/goettingen/193650843.pdf>.
15. Hndoosh R. Fuzzy and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System of Washing Machine [Electronic resource] / R. Hndoosh, M. Saroa, S. Kumar // *European Journal of Scientific Research*. – 2012. – Vol. 86. – Pp. 1450-216. – Access mode: https://www.researchgate.net/publication/269928118_Fuzzy_and_Adaptive_Neuro-Fuzzy_Inference_System_of_Washing_Machine.
16. Neuro-fuzzy multicriteria assessment model / N. Malyar, A. Polishchuk, V. Polishchuk, M. Sharkadi // *Radio Electronics, Computer Science, Control*. – 2019. – Pp. 83-91. – Access mode <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2019-4-8>.
17. Kiseleva E. Valuation of Startups Investment Attractiveness Based on Neuro-Fuzzy Technologies / E. Kiseleva, O. Prytomanova, S. V. Zhuravel // *Journal of Automation and Information Sciences*. – 2016. – Vol. 48. – Pp. 1-22. – DOI:10.1615/JAUTOMATINFSCIEN.V48.I9.10.
18. Saaty T. L. Decision making with the analytic hierarchy process / T. L. Saaty // *Int. J. Services Sciences*. – 2008. – Vol. 1(1). – Pp. 83-97. – Access mode: [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8).
19. The study of participants' values convergence on the example of international scientific project on cyber security / M. Dorosh, O. Trunova, D. Itchenko, M. Voitsekhovska, M. Dvoieglazova // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2016. – Vol. 6/3(84). – Pp. 4-10. – DOI: 10.15587/1729-4061.2016.85215.

References

1. The Impact of Startup on Global Economy. <https://bit.ly/33PWUJr>.
2. How Startups Drive the Economy. <https://bit.ly/3EqHI2a>.
3. Lytvynov, V.V., Kharchenko, V.S., Lytvyn, S.V., Saveliev, M.V., Trunova, E.V., & Skiter, I.S. (2015). *Tool-Based Support of University-Industry Cooperation in IT-Engineering*. Chernihiv National University of Technology.
4. 106 Must-Know Startup Statistics for 2021. <https://bit.ly/3mz81wX>.
5. Shah, V. (2019). *Predicting the success of a startup company*. <https://www.sas.com/content/dam/SAS/support/en/sas-global-forum-proceedings/2019/3878-2019.pdf>.
6. Veloso, F. (2020). *Predicting startup success in the U.S.*
7. Ünal, C. (2019). *Searching for a Unicorn: A Machine Learning Approach Towards Startup Success Prediction*. DOI 10.18452/20347.
8. Dellermann, D., Lipusch, N., Ebel, P.A., Popp, K.M., & Leimeister, J.M. (2017). Finding the Unicorn: Predicting Early Stage Startup Success Through a Hybrid Intelligence Method. *Econometric Modeling: Corporate Finance & Governance eJournal*. DOI: 10.2139/ssrn.3159123.
9. Malyar, N., Polishchuk, V., Sharkadi, M., & Liakh, I. (2016). Model of start-ups assessment under conditions of information uncertainty. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 3, 43-49. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71222
10. Ahmadi, M., Behzadian, K., Ardeshir, A., & Kapelan, Z. (2016). Comprehensive Risk Management using Fuzzy FMEA and MCDA Techniques in Highway Construction Projects. *Journal of Civil Engineering and Management*, 23, 300-310. DOI: <https://doi.org/10.3846/13923730.2015.1068847>.
11. Kondratenko, Yu.P., Kharchenko, V.S. (Eds.). (2017). *Universytetsko-industrialna kooperatsiia. Intelektualna znannia-oriientovana systema pryiniattia rishen. Vymohy, alhorytmy, veryfikatsiia i zastosuvannia [University-industrial cooperation. Intellectual knowledge-oriented decision-making system. Requirements, algorithms, verification and application]*. Chornomorskyi natsionalnyi universytet im. Petra Mohyly, Natsionalnyi aerokosmichnyi universytet im. M. Ye. Zhukovskoho «KhAI».
12. Azarova, A. & Zhytkevych, O. (2013). Mathematical methods of identification of Ukrainian enterprises competitiveness level by fuzzy logic using. *Economic Journal-XXI*, 9, 59-62. https://www.researchgate.net/publication/297477424_Mathematical_methods_of_identification_of_ukrainian_enterprises_competitiveness_level_by_fuzzy_logic_using.
13. Vieira, J., Morgado-Dias, F., & Mota, A. (2004). Neuro-Fuzzy Systems: A Survey. *WSEAS Transactions on Systems*, 3, 414-419. https://www.researchgate.net/publication/242073375_Neuro-Fuzzy_Systems_A_Survey.
14. Nürnberger, A. (2001). A hierarchical recurrent neuro-fuzzy system. *Proceedings Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference (Cat. No. 01TH8569)*, 3, 1407-1412. <http://www.gbv.de/dms/goettingen/193650843.pdf>.
15. Hndoosh, R., Saroa, M., & Kumar, S. (2012). Fuzzy and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System of Washing Machine. *European Journal of Scientific Research*, 86, 1450-216. https://www.researchgate.net/publication/269928118_Fuzzy_and_Adaptive_Neuro-Fuzzy_Inference_System_of_Washing_Machine.
16. Malyar, N., Polishchuk, A., Polishchuk, V.V., & Sharkadi, M. (2019). Neuro-fuzzy multicriteria assessment model. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 83-91. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2019-4-8>.
17. Kiseleva, E., Prytomanova, O., & Zhuravel, S.V. (2016). Valuation of Startups Investment Attractiveness Based on Neuro-Fuzzy Technologies. *Journal of Automation and Information Sciences*, 48, 1-22. DOI:10.1615/JAUTOMATINFSCIEN.V48.I9.10.
18. Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *Int J Serv Sci*, 1(1), 83-97. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8).
19. Dorosh, M., Trunova, O., Itchenko, D., Voitsekhovska, M., Dvoieglazova, M. (2016). The study of participants' values convergence on the example of international scientific project on cyber security. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6/3(84), 4-10. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.85215.

Отримано 25.11.2021

UDC 004.94

***Viacheslav Mamchurovskyi¹, Viacheslav Pavliuk², Daryna Pryshepa³,
Olena Trunova⁴, Mariia Dorosh⁵***

¹Student

Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: slavuta1212@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7552-6048>

²Student

Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: dashaigor44@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2713-8520>

³Student

Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: prischepadarina@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2450-2104>

⁴PhD in Pedagogical Sciences, Assistant Professor, Assistant Professor of Department of Information Technology and Software Engineering

Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: e.trunova@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0689-8846>

ResearcherID: [G-3925-2014](https://orcid.org/0000-0003-0689-8846). Scopus Author ID: [57211429427](https://orcid.org/0000-0003-0689-8846)

⁵Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Information Technologies and Software Engineering Department

Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: mariyava5536@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6537-9857>

ResearcherID: [AAF-2603-2019](https://orcid.org/0000-0001-6537-9857). Scopus Author ID: [56912183600](https://orcid.org/0000-0001-6537-9857)

NEURO-FUZZY MODEL OF INFORMATION TECHNOLOGY OF COMPLEX ASSESSMENT OF SUCCESS LEVEL OF STARTUP PROJECTS

Nowadays, there are sad statistics that about 90% of all startups have failed. That is why the development of methods and models for predicting the success of startup projects is significant.

There is no research on using neuro-fuzzy systems for a startup success integrated assessment. This statement only emphasizes the need to develop and implement such a system due to its undeniable relevance.

Fuzzy systems are widespread in modern startup success forecasting models, but they have disadvantages like finding membership functions, the need for an expert to determine the rules and total adherence to the existing system rules. That is why the search for the possibilities to combine neural networks and fuzzy logic has become quite popular.

Most of the existing analysis and projects evaluation models use accurate data-based training, but it is not always possible to provide accurate startup data.

The purpose of this research is to support decision-making in the creation of startup projects through the development of an automated information system for a comprehensive assessment of the startup success.

A neuro-fuzzy information technology model for startup success level integrated assessment has been developed, consisting of 3 main subsystems. The data processing subsystem, subsystem of neuro-fuzzy assessment for projects, subsystem for searching for successful startup projects and selecting strategies for further startup development.

The complex information system will allow you to get a success assessment, an individually formed strategy for project development, and use the experience of similar startups in the development.

Keywords: *neuro-fuzzy model; evaluation of startup projects; management of startup projects; automatic information systems; convergence of startup projects.*

Fig.: 2. Table: 2. References: 19.