

КОМП'ЮТЕРНІ ЗАСОБИ, МЕРЕЖІ ТА СИСТЕМИ

R. Reznichenko, L. Timashova

INTELLIGENT TECHNOLOGY OF RISK MANAGEMENT OF THE VIRTUAL ENTERPRISE

The model and information technology of risk management of a virtual enterprise using artificial intelligence is considered.

Key words: virtual enterprise, evolutionary algorithm, roy intelligence, particle swarm method, genetic algorithm.

Рассматривается модель информационных технологий управления рисками виртуального предприятия с использованием искусственного интеллекта.

Ключевые слова: виртуальное предприятие, эволюционный алгоритм, роевой интеллект, метод роя частиц, генетический алгоритм.

Розглядається модель та інформаційна технологія управління ризиками віртуального підприємства з використанням штучного інтелекту.

Ключові слова: віртуальне підприємство, еволюційний алгоритм, ройовий інтелект, метод рою частинок, генетичний алгоритм.

© Р.В. Резниченко,
Л.А. Тимашова, 2017

УДК 004.3

Р.В. РЕЗНИЧЕНКО, Л.А. ТИМАШОВА

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ ВІРТУАЛЬНОГО ПІДПРИЄМСТВА

Вступ. Постановка проблеми. Збільшенню прибутку віртуального підприємства (ВП) сприяє ефективне управління ризиками. Обмежити ризики ВП до прийняттого рівня досить складно, через різноманітність розподільних характеристик ризиків ВП. З швидким зростанням конкурентоспроможності в глобальній галузі виробництва, ВП здатне забезпечити потреби ринку та клієнта. У віртуальному середовищі підприємства існують різні джерела ризиків, такі як інвестиційний, ринковий, кредитний, операційний ризик, що можуть загрожувати успіху проєктів. Ефективний підхід, для вимірювання та управління ризиками – серйозна проблема для ВП.

Основна мета віртуального підприємства – це отримання максимального прибутку. Учасники віртуального підприємства відіграють різні ролі і виконують різні функції, мають різні компетенції, кількість інвестицій і ризиків. Інвестиції кожного з партнерів віртуального підприємства є різними, тому прибуток кожного з партнерів має бути відповідним. Справедливий механізм розподілу прибутку має забезпечувати не тільки те, що кожен партнер може отримати вигоду, але також, те що кожен партнер може отримати більше переваг і можливостей на основі більшого внеску. Віртуальне підприємство є динамічним. Це означає, що в ході ведення бізнесу деякі старі партнери будуть виходити з віртуального підприємства, а деякі підприємства будуть приєднуватися до нього. Інвестиції, зроблені партнерами, як

правило, виникають на різних етапах, не все відразу. Це свідчить про те, що партнер буде продовжувати стратегію інвестування в різні етапи з метою захисту його основних ресурсів і технологій. Також існують різні ризики ступеня розподілу прибутку, і тому він має бути розділений на різних стадіях.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На сьогоднішній день, управлінню ризиками ВП присвячено багато досліджень [1–6]. Різні моделі та алгоритми розроблені для забезпечення більш наукових і ефективних способів управління ризиком ВП. J. Ma and Q. Zhang аналізують всі види ризиків організації ВП. Huang K. введена нечітка синтетична еволюційна модель для оцінки еволюційних ризиків ВП, що зосереджена на проектному режимі і невизначених характеристиках ВП. W.H. Ip, M. Huang, K.L. Yung and D. Wang пропонують модель з урахуванням ризиків вибору партнера, що розглядає зведення до мінімуму ризик вибору партнерів на основі правил генетичного алгоритму, з урахуванням досвіду календарного планування. X. Sun, M. Huang and X. Wang досліджують конструкційні розподілення рішень DDM (distributed decision making) моделі для зменшення ризиків ВП, яка зосереджується на ситуації у команді, де існують вимушені стосунки між партнерами. F.-Q. Lu, M. Huang, W.-K. Ching, X.-W. Wang and X.-L. Sun представили DDM модель ВП управління ризиками, яка має два рівні, а саме топ-модель та базову модель, що описують процеси прийняття рішень між власниками і партнерами. В результаті розроблений підхід для вирішення задачі оптимізації на основі еволюційного алгоритму оптимізації рою частинок.

Управління ризиками є одним з ключових інструментів, спрямованих на підвищення ефективності програм діяльності керівників підприємства, яку вони можуть використовувати для зниження вартості життєвого циклу продукції і пом'якшити або уникнути потенційних проблем, які можуть перешкодити успіху діяльності підприємства.

Досягнення цілей підприємства вимагає конкретних уявлень про основний вид діяльності, технологіях виробництва, а також вивчення основних видів ризиків. Попередження ризиків і зниження втрат від впливу призводить до стійкого розвитку підприємства. Процес, при якому діяльність підприємства спрямовується і координується з точки зору ефективності управління ризиком і являє собою ризик-менеджмент. Управління ризиками – це процес виявлення втрат, з якими організація стикається в процесі основного виду діяльності і ступеня їх впливу, і вибору найбільш підходящого методу для управління кожним окремим видом ризику.

Управління ризиками являє собою систематичний процес, при якому ризики, оцінюються і аналізуються для зменшення або усунення їх наслідків, а так само для досягнення цілей.

На основі вищесказаного можна прийти до висновку, що управління ризиками для забезпечення життєздатності та ефективності діяльності підприємства, є циклічним і безперервним процесом, який координує та спрямовує основні види діяльності. Це доцільно здійснювати за допомогою виявлення, контролю та зниження впливу всіх видів ризиків, включаючи

моніторинг, контакти і консультації, спрямовані на задоволення потреб населення, без шкоди для можливості майбутніх поколінь задовольняти свої власні потреби. Оцінка ризику призводить до стабільності діяльності підприємства, що сприяє його сталого розвитку. Управління ризиками – внесок в сталий розвиток, є істотним чинником у підтримку і підвищення стабільної діяльності підприємства. Активний ризик-менеджмент має вирішальне значення для процесу управління, в напрямку підтвердження, що ризики обробляються на відповідному рівні.

Планування і здійснення управління ризиками включає у себе наступні етапи:

- управління ризиками;
- визначення ризиків та ступеня їх впливу на бізнес-процеси;
- застосування якісного і кількісного аналізу ризиків;
- розробка та виконання планів реагування на ризики і їх реалізацію;
- здійснення моніторингу ризиків і процесів управління;
- взаємозв'язок між управлінням ризиками і результатами діяльності; оцінка загального процесу управління ризиками.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.

Еволюційні алгоритми успішно використовуються для завдань функціональної оптимізації і можуть легко бути описані на математичній мові. Для ефективної реалізації моделі оптимізації управління ризиками ВП використовуються методи ройового інтелекту, а саме метод рою частинок (Particle Swarm Optimization (далі-PSO)). Алгоритм рою частинок з'явився відносно недавно, проте різними дослідниками вже був запропонований цілий ряд його модифікацій, і нові роботи на цю тему не перестають публікуватися. Можна виділити кілька шляхів поліпшення класичного алгоритму, реалізованих у більшості з них. Це з'єднання алгоритму з іншими алгоритмами оптимізації, зменшення ймовірності передчасної збіжності шляхом зміни характеристик руху частинок, а також динамічна зміна параметрів алгоритму під час оптимізації. Прямо PSO використовує аналогію одновидових популяції і відповідне визначення динаміки часток і часток мережі інформації, взаємодії топології для відображення соціальної еволюції у популяції. Ситуація в природі набагато складніша тим, що в біологічних популяціях існує безперервна взаємодія між особинами одного виду, а також зустрічей та взаємодії різних видів з іншими видами. Тому, необхідно розширити одну популяцію PSO для взаємодіючих мульти-роїв і побудувати модель ієрархічної інформаційної мережі з підвищенням динаміки частинок.

Формулювання цілей. Мета роботи – побудова моделі оптимізації управління ризиками ВП, на основі моделі розподілу прийняття рішень. Модель оптимізації має два рівні: топ моделі і базової моделі, які описують процеси прийняття рішень для ВП та його партнерів. Для ефективної реалізації запропонованої моделі застосовуються два методи оптимізації з використанням технологій штучного інтелекту, відомих як еволюційні алгоритми (EA) і ройовий інтелект (PI). Розглядається задача управління ризиками для одного еволюційного алгоритму і стану двох сучасних алгоритмів ройового

інтелекту. Алгоритм будується для віртуального підприємства і його партнерів. Парадигми моделювання поведінки симбіотичних коєволюції в природі, отримує оптимальне рішення для ВП. Проблема управління ризиками з використанням цих алгоритмів сприяє точності оптимізації і розрахунку надійності.

Виклад основного матеріалу. Для оцінки ефективності запропонованих методів, використовуємо дворівневу модель управління ризиками запропоновану F.-Q. Lu, M. Huang, W.-K. Ching, X.-W. Wang, and X.-L. Sun. Цю модель можна описати як дворівневий розподіл прийняття рішень (РПР). У верхньому рівні, власник ВП приймає рішення щодо розподілу бюджету (розподілу інвестиційних ризиків) між членами ВП. Отже, $I = (I_0, I_1, \dots, I_n)$, де I_0 означає бюджет власника та $I_i (i = 1, 2, \dots, n)$ бюджет для партнера i . Тоді, на вищому рівні, метою управління ризиками ВП є визначення оптимального бюджету для кожного члена ВП, з мінімізацією загального рівня ризиків ВП. Верхній рівень моделі може бути сформульований у вигляді безперервного завдання оптимізації.

$$\min_I F_T(I) = \sum_{i=0}^n w_i R_i(I_i), \quad (1)$$

$$\sum_{i=0}^n I_i \leq I_{\max}, \quad (2)$$

$$R_i(I_i) \leq R_{\max}, \quad (3)$$

де $R_i(I_i)$ – рівень ризику i -го члена за умов ризику інвестиційних витрат;

I_{\max} – максимальний бюджет інвестицій;

R_{\max} – максимальний рівень ризику для кожного члена ВП.

У базовому рівні партнери ВП приймають рішення відповідно до інструкції верхнього рівня (тобто у відповідності з бюджетом партнерів). При управлінні ризиками базового рівня обираються оптимальні параметри управління ризиками $A_i = (a_1^i, a_2^i, \dots, a_m^i)$ для кожного партнера $i (i = 1, 2, \dots, n)$, щоб звести до мінімуму рівень ризику щодо виділеного бюджету I_i . Де m – число факторів ризику, які впливають на безпеку кожного з партнерів. Тоді моделі базового рівня формуються як задачі дискретної оптимізації:

$$\min_A F_B(A) = \sum_{i=1}^n w_i R_i(A_i | I_i), \quad \sum_{j=1}^m C_j^i(a_j^i) \leq I_i, \quad a_j^i \in \{0, 1, 2, \dots, W\}, \quad (4)$$

де $R_i(A_i|I_i)$ – рівень ризику i -го партнера на вищому рівні за умов ризику контролю дій A_i і інвестиційного бюджету I_i , $C_j^i(a_j^i)$, який представляє вартість партнера i , під дією управління ризиками a_j^i , для фактора ризику j , і W позначає число доступних дій для кожного фактора ризику кожного з партнерів.

Для реалізації запропонованої моделі розглядаємо спочатку методи оптимізації з використанням технологій штучного інтелекту ЕА.

ЕА – напрям у штучному інтелекті (розділ еволюційне моделювання), який використовує і моделює біологічну еволюцію. Розрізняють різні алгоритми: генетичні алгоритми, еволюційне програмування, еволюційні стратегії, системи класифікаторів, генетичне програмування. Для розгляду моделі оптимізації управління ризиками ВП скористаємося генетичним алгоритмом.

Генетичний алгоритм (ГА) являє евристичний алгоритм пошуку, що використовується для вирішення завдань оптимізації і моделювання шляхом випадкового підбору, комбінування і варіації параметрів з використанням механізмів, що нагадують біологічну еволюцію. Відмінна особливість ГА – це акцент на використання оператора «схрещування», який проводить операцію рекомбінації рішень-кандидатів, роль якої аналогічна ролі схрещування в живій природі.

Завдання формалізується таким чином, його рішення могло бути закодовано у вигляді вектора («генотипу») генів, де кожен ген може бути бітом, числом або якимось іншим об'єктом. У класичних реалізаціях ГА передбачається, що генотип має фіксовану довжину. Однак існують варіації ГА, вільні від цього обмеження.

Деяким, звичайно, випадковим чином створюється безліч генотипів початкової популяції. Вони оцінюються з використанням «функції пристосованості», в результаті чого з кожним генотипом асоціюється певне значення («пристосованість»), яке визначає наскільки добре описуваний їм фенотип вирішує поставлене завдання.

З отриманих рішень («покоління») та з урахуванням значень «пристосованості» вибираються рішення (зазвичай найкращі особини мають велику ймовірність бути обраними), до яких застосовуються «генетичні оператори» (у більшості випадків «схрещування» – crossover і «мутація» – mutation), результатом чого є отримання нових рішень. Для них також обчислюється значення пристосованості, і потім проводиться відбір («селекція») кращих рішень у наступне покоління.

Цей набір дій повторюється ітеративно, так моделюється «еволюційний процес», що триває декілька життєвих циклів (поколінь), поки не буде виконаний критерій зупинки алгоритму. Таким критерієм може бути: знаходження глобального, або субоптимального рішення; вичерпання числа поколінь, відпущених на еволюцію; вичерпання часу, відпущеного на еволюцію. Генетичні алгоритми служать, головним чином, для пошуку рішень у багатовимірних просторах пошуку.

Для ефективної реалізації моделі оптимізації управління ризиками ВП також розглядається метод рою частинок (Particle Swarm Optimization (далі – PSO)).

У методі оптимізації PSO рішеннями є частинки. Кожна частка характеризується: координатами частки в просторі пошуку; вектором швидкості; пам'яттю частинки про найкращу, за значенням цільової функції, позицію, знайденої часткою за весь час пошуку; пам'яттю частинки про найкращу, за цільовою функції, позицію, знайденої групою в яку входить частка. Використовуючи ці характеристики, частки переміщуються, підкоряючись певним законам, за пошуком простору, здійснюючи пошук точки глобального оптимуму цільової функції.

У математичних термінах i -а частинка представляється у вигляді $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ в D -мірному просторі, де $x_{id} \in [l_d, u_d]$, $d \in [1, D]$ і l_d, u_d є нижня і верхня оцінки d -х вимірів. Швидкість частки i представлена як $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, щоб співпасти з максимальною швидкістю V_{\max} , яка задається користувачем. У кожному кроці часу t , частки маніпулюють у відповідності з наступними рівняннями:

$$\begin{aligned} v_{id}(t) &= \chi(v_{id}(t-1) + R_1 c_1 (p_{id} - x_{id}(t-1)) + R_2 c_2 (p_{gd} - x_{id}(t-1))), \\ x_{id}(t) &= x_{id}(t-1) + v_{id}(t), \end{aligned} \quad (5)$$

де R_1 і R_2 випадкові значення між 0 і 1, c_1 і c_2 ставки, які контролюють наскільки далеко частки будуть рухатися в одній ітерації, і визначають що є кращою позицією для i -ої частинки, p_{gd} є кращою позицією будь-якої частинки в її околиці, а x називається звуженням факторів і визначається за формулою

$$x = \frac{2}{\left| 2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi} \right|}, \quad (6)$$

де $\varphi = c_1 + c_2$, $\varphi > 4$.

Такий підхід гарантує збіжність алгоритму без необхідності явно контролювати швидкість частинок.

Також розглядається модель оптимізації мульти-рою (Multi-Swarm Optimizer (далі – PS²O)), що об'єднує два прості рівня ієрархічного алгоритму рою оптимізації і канонічний алгоритм рою частинок.

Ієрархічний алгоритм рою частинок (Hierarchical Swarm Optimization (далі – HSO) вміщає ієрархічні багаторівневі системи, в яких агент може безпосередньо бути роєм інших агентів. Кожен рівень мультиагентної системи складається з кількох роїв агентів. Кожен рій рівня $n-1$ агентів об'єднуються в рівні- n агента. Рівень- n позначає поведінку і виходить з

організації 1-го рівня до n . Будь-який агент на різному рівні є компонентом даного рою у своєму власному рівні, і підсистемою розкладеною у рій іншими агентами, на прилеглих низьких рівнях. Агенти, що знаходяться в нижньому рівні частинок є мінімальною одиницею, яка нерозкладається з цієї ієрархічної системи.

У методі рою частинок PS²O взаємодія відбувається не тільки між частинками всередині кожного рою, а й між роями. Тобто обмін інформацією по ієрархічній топології з двох рівнів (тобто на рівні потенційного рішення і рівні ройового рішення). Для ієрархічної топології використовуємо моделі кільця і зірок (можливо, також використання моделей двомірних і тривимірних ґрат, гіперкуба). На верхньому рівні чотири зграї пов'язані кільцем, де кожний рій має чотири окремі частинки на нижньому рівні структуровані як зірки. Обидва рівні представлені структурою кілець.

В математичних термінах, модель мульти-рою визначається як триплет (P, T, C) . $P = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ представляє набір роїв M , і кожний рій складається з набору членів рою $S_k = \{X_1^k, X_2^k, \dots, X_N^k\}$, де N – кількість особин, T – представляє ієрархічну топологію мульти-рою, C – посилення контролю низької динаміки частинок, які можуть бути сформульовані як:

$$v_{id}^k(t) = \chi(v_{id}^k(t-1) + R_1 c_1 (p_{id}^k - x_{id}^k(t-1)) + R_2 c_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k(t-1)) + R_3 c_3 (p_{gd}^\theta - x_{id}^k(t-1))), \quad x_{id}^k(t) = x_{id}^k(t-1) + v_{id}^k(t), \quad (7)$$

де x_{id}^k показує позицію i -ої частинки k -го рою, p_{id}^k – найкраща позиція розташувань знайдених x_{id}^k , p_{gd}^k – найкраща позиція зі сторони сусідів у середині рою, k, p_{gd}^θ – найкраща позиція в околиці інших зграй рою k (θ – індекс рою, якому належить найкраща позиція, C_1 – індивідуальне значення ставки, C_2 – ставка соціального значення між частинками кожної зграї, C_3 – ставка соціального значення між різними зграями, $R_1, R_2, R_3 \in \mathfrak{R}^d$ – випадкові вектори рівномірно розподілені в діапазоні $[0,1]$. Отже, звуження фактора χ розраховується за формулою (6).

Так загальний обсяг інвестицій становить $B_{\max} = 3500$ тис.дол., розглядаються 10 факторів ризику для кожного партнера і 4 дії для кожного фактора ризику ($m = 10, W = 4$), $l = 3$ – номер рейтингів ризику, а також значення кожного рейтингу. Залежно від значень рейтингу критерії оцінки ризиків приведені в табл. 1.

ТАБЛИЦЯ 1. Критерії оцінки ризиків

Значення ймовірності ризику	Рівень ризику
[0.00, 0.038]	Низький
[0.38, 0.67]	Середній
[0.67, 1.00]	Високий

Ця таблиця показує максимальний рівень ризику, $R_{\max} = 0.67$ і це означає, що рівень ризику кожного учасника має бути не нижче середнього рівня, значення рівня ризику кожного учасника ВП рівно $w_1 = w_2 = w_3 = w_4$, і значення кожного з факторів ризику для кожного партнера наведені в табл. 2.

ТАБЛИЦЯ 2. Значення факторів ризику

Фактор ризику	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
u_{β}	0.1	0.15	0.10	0.05	0.10	0.10	0.15	0.10	0.05	0.10

Значення параметрів $\theta_{\beta\lambda}$ (описує вплив різних факторів ризику при різних рейтингах ризику) і τ_{β}^{α} (описує вплив різних чинників ризику різних партнерів) наведені в табл. 3 та 4.

ТАБЛИЦЯ 3. Значення параметра $\theta_{\beta\lambda}$

β	λ		
	1	2	3
1	0.10	0.07	0.13
2	0.23	0.20	0.17
3	0.33	0.27	0.30
4	0.37	0.40	0.43
5	0.50	0.47	0.53
6	0.63	0.50	0.60
7	0.73	0.70	0.67
8	0.83	0.77	0.80
9	0.87	0.90	0.93
10	1.0	0.97	1.030

ТАБЛИЦЯ 4. Значення параметра τ_{β}^{α}

Фактор ризику	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
τ_{β}^{α}	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0

Показання коефіцієнтів ϕ, η і φ відповідно дорівнюють 1.5, 28 і 0.2. Штучне середовище ВП може бути побудоване одним власником з великою кількістю партнерів. Для досягнення мети дослідження, всі учасники алгоритму були розділені на три групи учасників ВП з 2, 4 і 9 партнерами ($n = 2, 4, 9$).

При застосуванні еволюційних алгоритмів і штучного інтелекту, безперервні і бінарні версії цих алгоритмів, використовуються в топ-рівні і базовому рівні моделі оптимізації. Для верхнього рівня максимальною генерацією в кожному виконанні для кожного алгоритму є 50; для PS^2O ініціалізованою чисельністю популяції є 10 осіб, які відносяться до всіх учасників алгоритмів, водночас як вся популяція ділиться на дві зграї, включаючи 5 учасників у кожній зграї.

Для базового рівня алгоритмів, максимальна популяція для кожного алгоритму 100; ініціалізується чисельністю населення від 20 частинок однакових для всіх алгоритмів що беруть участь, водночас як все населення ділиться на 4 зграї по 5 чоловік (PS^2O). Експеримент проходить 30 разів, відповідно, для кожного алгоритму. Інші конкретні параметри алгоритмів наведені далі.

Експеримент стандартного генетичного алгоритму (пристосованості (selection), «статеве» розмноження (crossover), «безстатеве» розмноження (mutation), елітні підрозділи (elite units)) проведено з використанням двійкового коду. Був обраний стохастичний метод вибірки. Початковою точкою операцій кросовера була ставка 0,8. Операції мутації відновлюють генетичну різноманітність втрачену під час застосування відтворення і кросовера. Частота мутацій в експеримент дорівнює 0,01.

Для безперервного PSO ставки c_1 і c_2 дорівнюють 2.05 і фактор звуження дорівнює $\chi = 0.729$; для бінарних PSO, параметри були налаштовані на $c_1 = c_2 = 2$ і $\chi = 1$. Кільцева топологія була використана для обох версій PSO.

Для безперервного PS^2O параметри були налаштовані на $c_1 = c_2 = c_3 = 1.3667$ ($c_1 + c_2 + c_3 \approx 4.1 > 4$) і $\chi = 0.729$ – розрахований за формулою (6). Для дискретних PS^2O , параметри встановлені в значеннях $c_1 = c_2 = c_3 = 2$ і $\chi = 1$.

Всі алгоритми були протестовані на проблему ризику пов'язану з керуванням та участю 3, 5 і 10 членів ВП. Отримані результати представлені в табл. 5.

ТАБЛИЦЯ 5. Результати тестування еволюційних алгоритмів

Шкала	ВП	PSO	PS ² O	GA
3 учасники	найкращий	0.2167	0.2065	0.1901
	найгірший	0.3034	0.2614	0.5420
	середній	0.2514	0.2354	0.2356
	стандартний	0.0202	0.0109	0.0626
5 учасників	найкращий	0.3396	0.3218	0.2727
	найгірший	0.4804	0.3566	3.2243
	середній	0.3739	0.3363	0.5139
	стандартний	0.0331	0.0091	0.6110
10 учасників	найкращий	0.3320	0.2641	0.1970
	найгірший	4.7246	1.9785	2.7449
	середній	0.7786	0.6545	0.8987
	стандартний	0.9049	0.6972	0.3886

Табл. 5 показує процес еволюції всіх алгоритмів для мінімізації ризиків ВП в трьох масштабах. У результаті всіх рівнів ризику ВП знаходиться в нижньому рівні ризику. Тому бюджет і дії обраних еволюційних алгоритмів для власника і партнерів є дуже ефективними, щоб знизити ризики ВП. Результати показують, що PS²O алгоритм може послідовно сходиться до кращих результатів, ніж інші два алгоритми для всіх тестів. Крім того, PS²O, є найшвидшим для пошуку хороших результатів протягом відносно невеликого числа поколінь.

Висновки. В результаті аналізу, розроблена модель оптимізації для мінімізації ризиків віртуального підприємства на основі еволюційних алгоритмів і методів ройового інтелекту. Дворівнева модель управління ризиками була застосована для опису процесів прийняття рішень власника і партнерів. Ця модель показує ситуацію, коли власник виділяє бюджет кожному члену ВП з метою мінімізації рівня ризиків ВП.

Проведено порівняльне дослідження проблеми управління ризиками для ВП на прикладі трьох еволюційних алгоритмів: PS²O, PSO і GA. Результати моделювання показують, що алгоритм PS²O, представляє кращі результати з трьох алгоритмів, з точки зору оптимізації. Тобто, алгоритм PS²O, з ієрархічною топологією взаємодії, може використовуватися в популяції в цілому. У той же час, розширення динамічного оновлення, значно прискорює мульти-рій і сходиться до глобального оптимуму.

Перспективою подальших кроків дослідження проблеми управління ризиками віртуального підприємства, є аналіз принципів, яких слід дотримуватися в процесі розподілу прибутку всередині віртуального підприємства. Виходячи з цього, буде запропонована модель розподілу прибутку, а також кількісний опис її дії. Для аналізу будуть розглянуті нечіткі методи комплексного аналізу з теорії прийняття рішень, що використовуються для розрахунку коефіцієнта ризику в моделі розподілу прибутку.

1. Mohemmed A. W. and Sahoo N. C. "Efficient computation of shortest paths in networks using particle swarm optimization and noising metaheuristics". *Discrete Dynamics in Nature and Society*. Vol. 2007, Article ID 27383. 25 p.
2. Lu F.-Q., Huang M., Ching W.-K., Wang X.-W. and Sun X.-L. "Multi-swarm particle swarm optimization based risk management model for virtual enterprise," in *Proceedings of the 1st ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation (GEC '09)*. Shanghai, China, June 2009. P. 387–392.
3. Ma J. and Zhang Q. "The search on the established risk of enterprise dynamic alliance," in *Proceedings of International Conference on Management Science and Engineering*. 2002. P. 727–731.
4. Chen H. and Zhu Y. "Optimization based on symbiotic multi-species coevolution," *Applied Mathematics and Computation*. 2008. Vol. 205, N 1. P. 47–60.
5. Chen H., Zhu Y. and Hu K. "Cooperative bacterial foraging optimization," *Discrete Dynamics in Nature and Society*. 2009. Vol. 2009, Article ID 815247. 17 p.
6. Chen H., Zhu Y. and Hu K. "Multi-colony bacteria foraging optimization with cell-to-cell communication for RFID network planning". *Applied Soft Computing Journal*. 2010. Vol. 10, N 2. P. 539–547.

Одержано 12.09.2017