

УДК 519.21:681.142

Р.В. Резниченко

*Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем  
Національної Академії наук України і Міністерства освіти та науки України*

## УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ ВІРТУАЛЬНОГО ПІДПРИЄМСТВА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

*Розглядається модель управління ризиками віртуального підприємства з використанням штучного інтелекту. Розглянута модель оптимізації управління ризиками віртуального підприємства, що заснована на розподільчій моделі прийняття рішень. Ця модель оптимізації має два рівні, що описують процеси прийняття рішень. Для ефективного застосування даної моделі, використовуються два потужних методи штучного інтелекту відомі як еволюційні алгоритми (ЕА) і методи ройового інтелекту (РІ). Проведений експеримент показав дослідження управління ризиками віртуального підприємства для одного ЕА і трьох станів сучасного РІ алгоритмів з найкращими результатами.*

**Ключові слова:** штучний інтелект, еволюційний алгоритм, генетичний алгоритм, ройовий інтелект, модель управління ризиками, метод рою частинок.

### Вступ

**Постановка проблеми.** Основною метою віртуального підприємства є 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 і прибуток кожного з партнерів має бути відповідним. Справедливий механізм розподілу прибутку повинен забезпечувати не тільки вигоду для кожного партнера, а й можливість отримати більше переваг 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. Це свідчить про те, що партнер буде продовжувати стратегію інвестування в різні етапи з метою захисту його основних ресурсів і технологій.

Збільшенню прибутку віртуального підприємства (ВП) сприяє ефективне управління ризиками ВП. 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 є серйозною проблемою для ВП.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** На сьогоднішній день, управлінню ризиками ВП присвячено багато досліджень. 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 проєктному 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 ризику вибору партнерів на основі правил генетичного алгоритму, з врахуванням 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 в 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 був розроблений підхід для вирішення задачі оптимізації на основі еволюційного алгоритму оптимізації рою частинок.

**Постановка завдання.** Еволюційні алгоритми успішно використовуються для завдань функціональної оптимізації і можуть легко бути описані на математичній мові. Для ефективною 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 в 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 одновидової популяції і відповідне визначення динаміки часток і часток мережі інформації, взаємодії топології для відображення соціальної еволюції в популяції. Тим не менш, ситуація в природі набагато складніше 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.

Метою роботи є 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. Парадигма моделювання поведінки симбіотичних коеволуції в природі, отримує оптимальне рішення для ВП. Проблема управління ризиками з використанням цих алгоритмів сприяє точності оптимізації і розрахунку надійності.

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 в 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 в популяції. Тим не менш, ситуація в природі набагато складніше тим, що в біологічних популяціях існує безперервна взаємодія між особи-

нами 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.

Метою роботи є 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. Парадигма моделювання поведінки симбіотичних коеволуції в природі, отримує оптимальне рішення для ВП. Проблема управління ризиками з використанням цих алгоритмів сприяє точності оптимізації і розрахунку надійності.

### Модель управління ризиками віртуального підприємства

Для оцінки ефективності запропонованих методів, використовуємо дворівневу модель управління ризиками запроповану F.-Q. Lu, M. Huang, W.-K. Ching, X.-W. Wang, and X.-L. Sun. Цю модель можна описати як дворівневий розподіл прийняття рішень (РІР). 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 (1.1, 1.2, 1.3):

$$\min_I F_T(I) = \sum_{i=0}^n w_i R_i(I_i) \quad (1.1)$$

$$\sum_{i=0}^n I_i \leq I_{\max} \quad (1.2)$$

$$R_i(I_i) \leq R_{\max} \quad (1.3)$$

де  $R_i(I_i)$  - рівень ризику  $i$ -го члена в умовах 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 формулюються як задачі дискретної оптимізації (1.4):

$$\begin{aligned} \min_A F_B(A) &= \sum_{i=1}^n w_i R_i(A_i | I_i), \\ \sum_{j=1}^m C_j^i(a_j^i) &\leq I_i, \\ a_j^i &\in \{0, 1, 2, \dots, W\}, \end{aligned} \quad (1.4)$$

де  $R_i(A_i | I_i)$ , рівень ризику  $i$ -го партнера на вищому рівні в умовах 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, відомі як еволюційні алгоритми (ЕА).

Еволюційні алгоритми є напрямом у штучному інтелекті (розділ еволюційного моделювання), яке 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 представлений 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. Відмінною особливістю генетичного алгоритму є 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.

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, позиції, знайденої часткою за весь час пошуку; пам'яттю частинки про найкращу, за цільовою функції, позиції, 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 такими рівняннями:

$$\begin{aligned} v_{id}(t) &= \chi(v_{id}(t-1) + R_1 c_1 (p_{id} - x_{id}(t-1)) + \\ &\quad + R_2 c_2 (p_{gd} - x_{id}(t-1))), \\ x_{id}(t) &= x_{id}(t-1) + v_{id}(t), \end{aligned} \quad (1.5)$$

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 (1.6):

$$x = \frac{2}{\sqrt{2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}}}, \quad (1.6)$$

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

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

Також, розглядається модель оптимізації мульти-рою (Multi-Swarm Optimizer (далі - PS<sup>2</sup>O)), 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 в своєму власному рівні, і підсистемою розкладеною в рій іншими агентами, на прилеглих низьких рівнях.

У методі рою частинок  $PS^2O$  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 двовірних 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  $(P, T, C)$ . Де,  $P = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$  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:

$$v_{id}^k(t) = \chi(v_{id}^k(t-1) + R_1 c_1(p_{id}^k - x_{id}^k(t-1)) + R_2 c_2(p_{gd}^k - x_{id}^k(t-1)) + R_3 c_3(p_{gd}^\theta - x_{id}^k(t-1))), \quad (1.7)$$

$$x_{id}^k(t) = x_{id}^k(t-1) + v_{id}^k(t),$$

де  $x_{id}^k$  показує позицію  $i$ -ої частинки  $k$ -го рою,  $p_{id}^k$  є найкращою позицією розташувань знайдених  $x_{id}^k$ ,  $p_{gd}^k$  найкраща позиція зі сторони сусідів в середині рою,  $p_{gd}^\theta$  найкраща позиція в околиці інших зграй рою  $k$  ( $\theta \in$  індексом 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,  $R_1, R_2, R_3 \in \mathbb{R}^d$  є випадковими векторами рівномірно розподіленими в діапазоні  $[0,1]$ . Отже, звуження фактора  $\chi$  розраховується по формулі (1.6).

## 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:  $PS^2O$ ,  $PSO$  і  $GA$ . Результати моделювання показують, що алгоритм  $PS^2O$ , представляє кращі результати з трьох алгоритмів з точки зору оптимізації. Тобто, алгоритм  $PS^2O$ , 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.

## Список літератури

1. Тимашова Л.А. Задачи мониторинга и управления бизнес-процессами виртуального предприятия / Тимашова Л.А., Тур Л.П., Музалева В.А., Леценко В.А., Яненко Л.А. // Матеріали XVI Міжнародної. конф. з автоматичного управління „Автоматика 2007”, (Севастополь, 10–14 вересня 2007 р.). Ч. 2. – Севастополь: СХУЯЄ та П, 2007. – С. 63–64.
2. Тимашова Л.А. Модели принятия решений при создании виртуальных предприятий / Тимашова Л.А. // Abstracts. International Conference “Problems of Decision Making Under Uncertainties (PDMU-2008), (Київ-Рівно, 12–17 травня 2008 р.). – Рівне: Редакц.-вид. центр Нац. ун-ту водного господарства та природокористування, 2008 – С. 203–205. (36. тез Міжнар. наук. конф. „Прийняття рішень в умовах невизначеності”).
3. A. W. Mohamed and N. C. Sahoo, “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 pages, 2007.
4. F.-Q. Lu, M. Huang, W.-K. Ching, X.-W. Wang, and X.-L. Sun, “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)*, pp. 387–392, Shanghai, China, June 2009.
5. J. Ma and Q. Zhang, “The search on the established risk of enterprise dynamic alliance,” in *Proceedings of International Conference on Management Science and Engineering*, pp. 727–731, 2002.
6. J. H. Holland. *Adaptation in natural and artificial systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
7. H. Chen and Y. Zhu, “Optimization based on symbiotic multi-species coevolution,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 205, no. 1, pp. 47–60, 2008.
8. H. Chen, Y. Zhu, and K. Hu, “Cooperative bacterial foraging optimization,” *Discrete Dynamics in Nature and Society*, vol. 2009, Article ID 815247, 17 pages, 2009.
9. H. Chen, Y. Zhu, and K. Hu, “Multi-colony bacteria foraging optimization with cell-to-cell communication for RFID network planning,” *Applied Soft Computing Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 539–547, 2010.
10. Y. Shi, R. Eberhart, “A modified particle swarm optimizer” // *The 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, cmp. 69–73, 1998 г.
11. Ma Wen-bin, Tang De-shan, and Lu Lin, *The solution analysis on profit allocation within technology alliance of enterprises (in chinese)(Periodical style)*, *Science and Technology Management Research*, Vol.26, no.4, PP.83-85, 2006.

12. M. Clerc, J. Kennedy, "The particle swarm – explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space" // *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, №6 (1), стр. 58–73, 2002 г.

13. W. H. Ip, M. Huang, K. L. Yung, and D. Wang, "Genetic algorithm solution for a risk-based partner selection problem in a virtual enterprise," *Computers & Operations Research*, vol. 30, no. 2, pp. 213–231, 2003.

14. X. Sun, M. Huang, and X. Wang, "Tabu search based distributed risk management for virtual enterprise," in *Proceedings of the 2nd IEEE Conference on Industrial China*, May 2007.

Надійшла до редколегії 14.12.2012

**Рецензент:** канд. техн. наук, проф. І.О. Золотарьова, Харківський національний економічний університет, Харків.

#### **АНАЛИЗ РИСКОВ ВИРТУАЛЬНОГО ПРЕДПРИЯТИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

Р.В. Резниченко

*Рассматривается модель управления рисками виртуального предприятия с использованием искусственного интеллекта. Рассмотрена модель оптимизации управления рисками виртуального предприятия, основанная на модели распределения принятия решений. Эта модель оптимизации имеет два уровня, описывающие процессы принятия решений. Для эффективного применения данной модели, используются два мощных метода искусственного интеллекта известны как эволюционные алгоритмы (ЭА) и методы роевого интеллекта (РИ). Проведенный эксперимент показал исследования управления рисками виртуального предприятия для одного ЭА и трех состояний современного РИ алгоритмов с лучшими результатами.*

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, эволюционный алгоритм, генетический алгоритм, роевой интеллект, модель управления рисками, метод роя частиц.

#### **RISK ANALYSIS OF A VIRTUAL ENTERPRISE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

R.V. Reznichenko

*In this paper, an optimization model for VE risk management based on distributed decision making model is introduced. This optimization model has two levels, which describe the decision processes. In order to solve the proposed model effectively, this work then applies two powerful artificial intelligence optimization techniques known as evolutionary algorithms EA and swarm intelligence SI. Experiments present comparative studies on the VE risk management problem for one EA and three state-of-the-art SI algorithms.*

**Keywords:** artificial intelligence, evolutionary algorithm, genetic algorithm, swarming intelligence, risk management model, the method of particle swarm.