

## ВИКОРИСТАННЯ ДИНАМІЧНОГО ПРОГРАМУВАННЯ ТА ТЕХНОЛОГІЇ ПАРАЛЕЛЬНОЇ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАННЯ УПРАВЛІННЯ ЗАПАСАМИ У СФЕРІ ЛОГІСТИКИ

*Федоров Є.Є., Нечипоренко О.В., Нескородєва Т.В., Леценко М.М.  
Черкаський державний технологічний університет*

**Abstract.** *Research considers the intellectualization of Lean Production technology and the Theory of Constraints technology; tasks of cost-minimizing associated with overproduction and surplus stocks by creating optimization methods based on dynamic programming and parallel information processing technology.*

В даний час багато компаній у світі оптимізують свої бізнес-процеси на основі технології «ощадливого виробництва» та технології «теорії обмежень». В результаті, суттєво зростає актуальність розробки вказаних методів, в основі яких лежить розв'язання оптимізаційних завдань, наприклад завдання управління запасами в сфері логістики [1].

Методи оптимізації, що знаходять точні значення, мають високу обчислювальну складність. Ці методи знаходять наближене значення за допомогою спрямованого пошуку, мають високу ймовірність потрапляння до локального екстремуму. Методи випадкового пошуку не гарантують збіжності. У зв'язку з цим, виникає проблема недостатньої ефективності методів оптимізації, яка потребує вирішення.

Мета даного дослідження – вирішити завдання мінімізації витрат, пов'язаних з надвиробництвом та надлишковими запасами, за допомогою створення ефективних методів оптимізації на основі динамічного програмування та технології паралельної обробки інформації [2-4].

Проблема підвищення ефективності процесу управління запасами на основі методів динамічного програмування [5-7] представляється як проблема знаходження такого значення  $x^*$ , при якому цільова функція  $F(x^*) \rightarrow \min$  та  $T \rightarrow \min$ .

В якості цільової функції нами пропонується використовувати комбінацію двох функцій:

$$F(x, z) = F1(x, z) + F2(x, z) \rightarrow \min_x,$$

$$F1(x, z) = \sum_{m=1}^M w1 \cdot \max\{0, z^{\min} - (x_m + z_{m-1} - D_m)\},$$

$$F2(x, z) = \sum_{m=1}^M w2 \cdot \max\{0, x_m + z_{m-1} - D_m - z^{\max}\},$$

$$z_m = x_m + z_{m-1} - D_m,$$

де  $F(\cdot)$  – цільова функція,

$F1(\cdot)$  – витрати внаслідок дефіциту товару,

$F2(\cdot)$  – витрати внаслідок зберігання товару,

$w1$  – прибуток від продажу одиниці товару (задається),

$w2$  – витрати на зберігання одиниці товару (задається),

$x_m$  – кількість товару, придбаного у постачальника протягом етапу

$m$ ,

$z_m$  – кількість запасів наприкінці етапу  $m$ ,

$z_0$  – вихідна кількість запасів товару (задається),

$z^{\min}, z^{\max}$  – мінімальна та максимальна кількість запасів товару

наприкінці кожного етапу (задається),

$D_j$  – кількість товару, що продається протягом етапу  $m$  (задається),

$M$  – кількість етапів.

Значення  $z^{\min}$  може розглядатися як межа між чорною та червоною зонами буфера запасів. Значення  $z^{\max}$  може розглядатися як межа між зеленою та синьою зонами буфера запасів. Потраплення до чорної зони буфера запасів описується умовою  $F1(x, z) > 0$ . Потраплення до червоної/жовтої/зеленої зони буфера запасів описується умовою  $F1(x, z) + F2(x, z) = 0$ . Потраплення до синьої зони буфера запасів описується умовою  $F2(x, z) > 0$ .

Нами запропонований метод вирішення завдання управління запасами на основі детермінованого динамічного програмування.

$$\varphi_1(z_1) = \min_{x_1} F_1(x_1, z_0),$$

$$\varphi_m(z_m) = \min_{x_m} \{F_m(x_m, z_{m-1}) + \overline{\varphi_{m-1}(z_{m-1})}\}, \quad m \in \overline{2, M},$$

$$F_m(x_m, z_{m-1}) = F1_m(x_m, z_{m-1}) + F2_m(x_m, z_{m-1}),$$

$$F1_m(x_m, z_{m-1}) = w1 \cdot \max\{0, z_m^{\min} - (x_m + z_{m-1} - D_m)\},$$

$$F2_m(x_m, z_{m-1}) = w2 \cdot \max\{0, x_m + z_{m-1} - D_m - z_m^{\max}\},$$

$$z_m = x_m + z_{m-1} - D_m,$$

де  $\varphi_m(z_m)$  – мінімальні витрати за кількості запасів товару  $z_m$  наприкінці етапу  $m$ .

Запропонований метод вирішення завдання управління запасами ґрунтується на стохастичному динамічному програмуванні. При цьому, буфер запасів може бути в чорній зоні (стан 1), червоній/жовтій/зеленій зоні (стан 2), синій зоні (стан 3). Діаграма станів буфера запасів представлена на рис. 1.

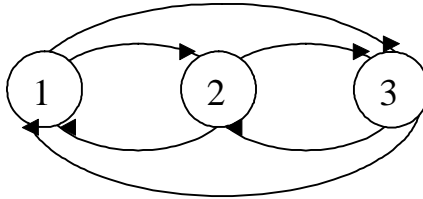


Рис. 1. Діаграма стану буфера запасів

$$\varphi_1(i) = \min_{x_1} \left\{ \sum_{j=1}^S p_{ij}(x_1, z_0) r_{ij}(x_1, z_0) \right\}, \quad i \in \overline{1, S},$$

$$\varphi_m(i) = \min_{x_m} \left\{ \sum_{j=1}^S p_{ij}(x_m, z_{m-1}) (r_{ij}(x_m, z_{m-1}) + \overline{\varphi_{m-1}(j)}) \right\}, \quad i \in \overline{1, S},$$

$$m \in \overline{2, M},$$

$$p_{ij}(x_m, z_{m-1}) = \begin{cases} (F1_m(x_m, z_{m-1}) > 0 \wedge j=1) \vee \\ (F1_m(x_m, z_{m-1}) + F2_m(x_m, z_{m-1}) = 0 \wedge j=2) \vee, \\ (F2_m(x_m, z_{m-1}) > 0 \wedge j=3) \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}$$

$$i \in \overline{1, 3},$$

$$r_{ij}(x_m, z_{m-1}) = \begin{cases} F1_m(x_m, z_{m-1}), & j=1 \\ 0, & j=2, i \in \overline{1, S}, \\ F2_m(x_m, z_{m-1}), & j=3 \end{cases}$$

$$F1_m(x_m, z_{m-1}) = w1 \cdot \max\{0, z_{m-1}^{\min} - (x_m + z_{m-1} - D_m)\},$$

$$F2_m(x_m, z_{m-1}) = w2 \cdot \max\{0, x_m + z_{m-1} - D_m - z_{m-1}^{\max}\},$$

$$z_m = x_m + z_{m-1} - D_m,$$

де  $\varphi_m(i)$  – мінімальні витрати при переході стану буфера запасів зі стану  $i$  наприкінці етапу  $m$ ,

$p_{ij}(x_m, z_{m-1})$  – ймовірність переходу буфера запасів зі стану  $i$  до стану  $j$ , у випадку кількості придбаного у постачальника товару  $x_m$  та кількості запасів товару  $z_{m-1}$ ,

$r_{ij}(x_m, z_{m-1})$  – витрати, що виникають при переході буфера запасів зі стану  $i$  до стану  $j$  у випадку кількості придбаного у постачальника товару  $x_m$  і кількості запасів товару  $z_{m-1}$ ,

$S$  – кількість станів буфера запасів,  $S=3$ .

Перевагою динамічного стохастичного програмування є можливість опису моделі динамічного управління буфером запасів у вигляді наочної діаграми станів буфера запасів.

Числове дослідження запропонованих методів вирішення задачі управління запасами проводилося на основі даних логістичної компанії «Eko1 Ukraine» з використанням технології паралельної обробки інформації CUDA в пакеті «Matlab».

Результати порівняння запропонованих методів детермінованого динамічного програмування (ДДП) та стохастичного динамічного програмування (СДП) на основі технології CUDA з традиційними методами детермінованого та стохастичного динамічного програмування з використанням критерію обчислювальності складності (Т) представлені у табл.1.

Таблиця 1 Порівняння запропонованих методів на основі технології CUDA із традиційними

| Критерій | Методи динамічного програмування |              |                        |                 |
|----------|----------------------------------|--------------|------------------------|-----------------|
|          | ДДП з CUDA                       | ДДП без CUDA | СДП з CUDA             | СДП без CUDA    |
| $T$      | $M \cdot \log_2 K$               | $M \cdot K$  | $S^2 M \cdot \log_2 K$ | $S^2 M \cdot K$ |

Запропоновані методи виконують пошук мінімуму на основі паралельної редукції, що зменшує складність обчислення (табл.1). Точність усіх чотирьох методів становила 0.98. Метод стохастичного динамічного програмування дозволяє побудувати наочну діаграму станів буфера запасів, але має більшу обчислювальну складність, ніж метод детермінованого динамічного програмування.

### **Висновки**

Таким чином, проведені експерименти підтвердили працездатність розробленого програмного забезпечення та дозволяють рекомендувати його для практичного використання при вирішенні завдань управління ланцюгами постачання.

### **Список джерел**

1. Goldberg D.A., Katz-Rogozhnikov D.A., Lu Y., Sharma M., Squillante M.S. *Asymptotic optimality of constant-order policies for lost sales inventory models with large lead times. Mathematics of Operations Research.* 2016. Vol. 41(3). P. 745–1160.
2. Bertsekas D.P. *Reinforcement learning and optimal control.* Belmont, MA: Athena Scientific, 2019.
3. François-Lavet V., Henderson P., Islam R., Bellemare M.G., Pineau J. *An introduction to deep reinforcement learning. Foundations and Trends in Machine Learning.* 2018. Vol. 11(3-4). P. 219–354.
4. Hessel M., Modayil J., Van Hasselt H., Schaul T., Ostrovski G., Dabney W., et al. *Rainbow: Combining improvements in deep reinforcement learning. In Proceedings of the 32nd AAAI conference on artificial intelligence.* 2018. P. 3215–3222).
5. Mnih V., Kavukcuoglu K., Silver D., Rusu A.A., Veness J., Bellemare M.G. *Human-level control through deep reinforcement learning. Nature.* 2015. Vol. 518 (7540). P. 529–533
6. Graesser L., Keng W.L. *Foundations of Deep Reinforcement Learning. Theory and Practice in Python.* Boston: Addison-Wesley Professional, 2019. 416 p.
7. Sutton R.S., Barto A.G. *Reinforcement Learning: An Introduction.* Cambridge: The MIT Press, 2018. 426 p.