

МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ РОЗВИТКУ НЕБЕЗПЕЧНИХ І ШКІДЛИВИХ ЧИННИКІВ ВИРОБНИЧИХ ОБ'ЄКТІВ

К. Н. Ткачук, В. В. Калінчик

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «Київський політехнічний інститут»
вул. Борщагівська 115, г. Київ, 03056, Україна. E-mail: vkalin@i.ua

Показано, що процес управління охороною праці включає два етапи: етап визначення можливих величин й етап вироблення і реалізації управляючих дій. Встановлено, що основними вимогами, які висуваються до систем реального часу, є досить висока точність прогнозування і простота алгоритмів; робота в умовах невизначеної і недостатньої інформації. Показано, що моделі, які застосовуються для прогнозування рівня виробничого травматизму розглядають об'єкт як статичний, і при прогнозуванні не враховують інформацію, що відображає зміни в досліджуваному об'єкті. Проведено аналіз методів, які можуть бути використані для прогнозування розвитку небезпечних і шкідливих чинників виробничої системи. Показано, що з точки зору простоти реалізації і часу розрахунків на перше місце слід поставити адаптивні методи прогнозування і, в першу чергу, метод експоненціального згладжування. Проведені експериментальні дослідження розглянутої моделі. Зроблені відповідні висновки.

Ключові слова: охорона праці, небезпечні та шкідливі фактори, прогнозування, експоненціальне згладжування.

МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ ОПАСНЫХ И ВРЕДНЫХ ФАКТОРОВ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

К. Н. Ткачук, В. В. Калінчик

Институт энергосбережения и энергоменеджмента НТУУ «Киевский политехнический институт»
ул. Борщаговская 115, г. Киев, 03056, Украина. E-mail: vkalin@i.ua

Показано, что процесс управления охраной труда включает два этапа: этап определения возможных величин и этап выработки и реализации управляющих воздействий. Установлено, что основными требованиями, предъявляемыми к системам реального времени, являются достаточно высокая точность прогнозирования и простота алгоритмов; работа в условиях неопределенности и недостаточной информации. Показано, что модели, которые применяются для прогнозирования уровня производственного травматизма рассматривают объект как статический и при прогнозировании не учитывают информацию, отражающую изменения в исследуемом объекте. Проведен анализ методов, которые могут быть использованы для прогнозирования развития опасных и вредных факторов производственной системы. Показано, что с точки зрения простоты реализации и времени расчетов на первое место следует поставить адаптивные методы прогнозирования и, в первую очередь, метод экспоненциального сглаживания. Проведенные экспериментальные исследования рассматриваемой модели. Сделаны соответствующие выводы.

Ключевые слова: охрана труда, опасные и вредные факторы, прогнозирования, экспоненциальное сглаживание.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Чинники, параметри яких не відповідають особливостям людського організму, мають назву небезпечних і шкідливих виробничих чинників [1]. Існуюча система управління охороною праці та промисловою безпекою ґрунтується на статистичних даних і вказує тільки на невідповідність рівнів цих чинників допустимим нормам. Вона не пропонує прогнозу можливих небажаних подій, а значить і не дозволяє ефективно управляти безпекою праці [2, 3]. Для забезпечення заданого рівня безпеки на виробництві необхідно постійно планувати поліпшення безпеки і, в першу чергу, не чекаючи аварій, нещасних випадків, виявляти передбачувані небезпеки, прогнозувати їх розвиток і оцінювати ризики прояви цих небезпек. Таким чином, функція прогнозування розвитку небезпечних і шкідливих чинників виробничих систем є однією із найбільш значущих в системі управління охороною праці.

Метою роботи є розроблення моделей прогнозування розвитку небезпечних і шкідливих чинників, побудованих з використанням достатньо простих алгоритмів, ефективно працюючих в умовах невизначеної і недостатньої інформації.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. Будь-який метод управління, в тому числі в системі управління охороною праці, включає два етапи: етап визначення можливих величин й етап вироблення і

реалізації управляючих дій [3]. Перевага надається тим методам, які ґрунтуються на дослідженні прогнозних оцінок. Основними вимогами, що висуваються до систем реального часу, є досить висока точність прогнозування і простота алгоритмів; робота в умовах невизначеної і недостатньої інформації. У роботі [4] наведено достатній аналіз моделей та методів прогнозування, що застосовуються в системах управління охороною праці. Проте ці моделі застосовуються в основному для прогнозування рівня виробничого травматизму, коли об'єкт дослідження розглядається як статичний, і при прогнозуванні не враховується інформація, що відображає зміни в досліджуваному об'єкті. Тому вони не завжди можуть бути використані для прогнозування розвитку небезпечних і шкідливих чинників виробничих систем.

Враховуючи сказане, розглянемо методи, які можуть бути використані для прогнозування розвитку небезпечних і шкідливих чинників виробничої системи.

Регресійні моделі. Регресійний аналіз використовується для визначення взаємозв'язку між двома і більше змінними [5]. Для визначення коефіцієнтів регресії використовується метод найменших квадратів [6], а також метод максимальної правдоподібності [7].

Лінійна регресійна модель. Суть моделі полягає в

наявності лінійного зв'язку між процесом $Z(t)$ і впливаючим зовнішнім фактором $X(t)$. Відповідно прогнозна модель може бути представлена як

$$Z(t) = a_0 + a_1 X(t) + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де a_0 і a_1 – коефіцієнти регресії; ε_t – помилка моделі.

Виходячи з (1) значення $Z(t)$ у момент часу t можуть бути визначені при наявності значень $X(t)$ в той же момент часу, що практично нереально при прогнозуванні в реальних умовах [8].

Множинна регресійна модель. На процес $Z(t)$ впливають безліч дискретних зовнішніх чинників $X_1(t), \dots, X_S(t)$. Тоді модель прогнозування представляється у вигляді

$$Z(t) = a_0 + a_1 X_1(t) + a_2 X_2(t) + \dots + a_S X_S(t) + \varepsilon_t. \quad (2)$$

Як і для лінійної регресійної моделі, значення $Z(t)$ в момент часу t можуть бути визначені при наявності значень $X_1(t), \dots, X_S(t)$ у той же момент часу, що практично нереально при прогнозуванні в реальних умовах [8].

Нелінійна регресійна модель. Суть моделі полягає в існуванні функції, яка описує залежність між зовнішнім чинником $X(t)$ і вихідним процесом $Z(t)$:

$$Z(t) = F(X(t), A). \quad (3)$$

Для побудови моделі необхідно визначити параметри функції A . Як і в попередніх випадках, дана модель неефективна так як зовнішній фактор $X(t)$ заздалегідь невідомий, і тому процес $Z(t)$ не може бути спрогнозованим.

Модель групового обліку аргументів. МГУА має вигляд [9]:

$$Z(t) = a_0 + \sum_{i=1}^S a_i X_i(t) + \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^S a_{i,j} X_i(t) X_j(t) + \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^S \sum_{k=1}^S a_{i,j,k} X_i(t) X_j(t) X_k(t) + \dots, \quad (4)$$

де $X = \{X_i | i=1, \dots, S\}$ – безліч вільних змінних;

a – вектор параметрів вагових коефіцієнтів ($a = [a_i, a_{ij}, a_{ijk}, \dots | i, j, k, \dots = 1, \dots, S]$).

На базі опорної функції (4) можна будувати різноманітні варіанти моделей для окремих або всіх аргументів.

До переваг даних моделей можна віднести їх простоту, однаковість аналізу і проектування, прозорість моделювання, тобто доступність для аналізу всіх проміжних обчислень [5].

До недоліків лінійних регресійних моделей відноситься низька адаптивність і нездатність прогнозувати нелінійні процеси. Вагомими недоліками нелінійних регресійних моделей є складність визначення виду функціональної залежності і параметрів моделі [9].

Авторегресійні моделі. До авторегресійного класу моделей належать моделі, в яких залежність між значенням часового ряду $Z(t)$ у даний момент часу і попередніми значеннями цього ж ряду

$$Z(t-1), \dots, Z(t-n)$$
 лінійна.

Авторегресійна модель ковзного середнього. Ця модель найчастіше використовується для аналізу часових рядів [8, 10, 11]. Суть моделі полягає в то-

му, що поточне значення процесу може бути виражене як кінцева лінійна сукупність попередніх значень процесу та імпульсу:

$$Z(t) = C + \phi_1 Z(t-1) + \phi_2 Z(t-2) + \dots + \phi_n Z(t-n) + \varepsilon_t, \quad (5)$$

де C – константа; ϕ_1, \dots, ϕ_n – коефіцієнти; ε_t – помилка моделі.

Для визначення коефіцієнтів ϕ_i і C використовуються метод максимальної правдоподібності або найменших квадратів.

Часто для опису часових рядів використовується модель ковзного середнього, яка описується рівнянням:

$$Z(t) = 1/q [Z(t-1) + Z(t-2) + \dots + Z(t-n)] + \varepsilon_t, \quad (6)$$

де q – порядок ковзного середнього.

Для досягнення більшої гнучкості і точності прогнозної моделі застосовують модель, яка об'єднує в собі авторегресію і ковзне середнє [10].

На сьогоднішній день клас авторегресійних моделей застосовується найчастіше в прогнозуванні завдяки прозорості і простоті моделювання прогнозу, а також однаковості аналізу і проектування.

Аналогічно моделям інших класів, авторегресійні моделі мають низьку адаптивність моделей, безліч параметрів, визначення яких є неоднозначним і ресурсомістким процесом. Крім того, моделі нездатні прогнозувати нелінійні процеси, які найчастіше зустрічаються на практиці [8].

Моделі експоненціального згладжування. Даний клас моделей є одним із найпростіших, а тому найчастіше використовується в практиці для вирівнювання часового ряду.

Модель експоненціального згладжування. Суть моделі полягає в тому, що прогнозні значення постійно переглядаються при надходженні нових фактичних даних. У міру старіння спостережень модель експоненціального згладжування присвоює їм експоненціально убуваючі ваги, тому минулі спостереження мають менший вплив на прогнозні значення в порівнянні з останніми доступними даними [12, 13].

Функція моделі експоненціального згладжування визначається рівнянням:

$$Z(t) = S(t) + \varepsilon_t,$$

$$S(t) = \alpha Z(t-1) + (1-\alpha)S(t-1), \quad (7)$$

де α – коефіцієнт згладжування, $0 < \alpha < 1$; $S(t)$ – згладжене значення (7), початкові умови $S(1) = Z(0)$.

Виходячи з (7), кожне нове згладжене значення $S(t)$ представляє собою зважене середнє між попереднім значенням часового ряду $Z(t)$ і попереднім згладженим значенням $S(t-1)$ [12].

Модель Хольта (подвійне експоненціальне згладжування). Хольт в модель експоненціального згладжування додав тренд. У процесі моделювання беруть участь дві складові: рівень і тренд [13].

Рівень і тренд згладжуються окремо, відповідно:

$$Z(t) = S(t) + \varepsilon_t,$$

$$S(t) = \alpha Z(t-1) + (1-\alpha)[S(t-1) - B(t-1)], \quad (8)$$

$$B(t) = \gamma [S(t-1) - S(t-2)] + (1-\gamma)B(t-1), \quad (9)$$

де α – коефіцієнт згладжування рівня, як і в мо-

делі (7); γ – коефіцієнт згладжування тренда.

До переваг моделей експоненціального згладжування відноситься простота і однаковість їх аналізу та проектування. До недоліку цих моделей можна віднести відсутність гнучкості [14]. Проте, даний недолік легко усувається застосуванням процедур адаптації параметрів моделі і тому моделі експоненціального згладжування знайшли широке застосування для прогнозування різних показників [8].

Проведемо аналіз та порівняння розглянутих методів прогнозування. Дані зведені в табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняння методів прогнозування

Моделі	Врахування тренду	Прозорість	Здатність моделювати нелінійний	Адаптив-	Гнучкість
Лінійна регресійна	+	+	-	-	+
Множинна регресійна	+	+	-	-	+
Нелінійна регресійна	+	+	-	-	+
Групового обліку аргументів	+	-	+	+	+
Авторегресійна ковзного середнього	+	+	-	-	+
Експоненціального згладжування	+	+	+	+	-
Хольта	+	+	+	+	-

Із проведеного аналізу видно, що переваги тих чи інших методів прогнозування визначаються в основному часовими характеристиками програм і точністю прогнозів. При цьому можна показати, що адаптивний метод фільтра Калмана, експоненціальне згладжування, метод авторегресії для одновимірних процесів зводяться один до одного, і можна знайти відповідні співвідношення між дисперсією шуму динаміки в марківській моделі і в моделі авторегресії та параметром згладжування в методі експоненціального згладжування. Тому точність названих методів навряд чи буде істотно відрізнятися. Тим часом з точки зору простоти реалізації і часу розрахунків на перше місце слід поставити адаптивні методи прогнозування і, в першу чергу, метод експоненціального згладжування, що узгоджується з дослідженнями проведеними в роботах [12, 13, 15].

Модель прогнозування на основі методу експоненціального згладжування. Експоненціальне згладжування засноване на тому, що прогнозоване значення функції може бути виражено рядом Тейлора [12]:

$$Z_{t+\tau} = \sum_{k=0}^n \frac{\tau^k}{k!} \cdot x_t^{(k)} = \sum_{k=0}^n \frac{\tau^k}{k!} \cdot a_{k+1} \quad (10)$$

Експоненціальна середня довільного p -го порядку визначається як

$$S_t^{[p]} = \alpha \cdot S_t^{[p-1]} + \beta \cdot S_{t-1}^{[p]}, \quad (11)$$

де $\beta = 1 - \alpha$, $p = 1, 2, \dots, n$, $S_0^{[1]}, S_0^{[2]}, \dots, S_0^{[n]}$ – початкові значення експоненціальних середніх.

Виходячи з фундаментальної теореми експоненціального згладжування і прогнозування, доведеної Брауном і Майєром [12], коефіцієнти a_0, a_1, \dots, a_{n+1} прогнозуючого поліному пов'язані з експоненціальними середніми співвідношенням

$$\bar{S}_t = M \cdot \bar{a}_t, \quad (12)$$

де \bar{S}_t – вектор-стовпець розміром $(p \times 1)$ згладжених значень параметра, \bar{a}_t – вектор-стовпець розміром $[(n+1) \times 1]$ коефіцієнтів в розкладанні Тейлора, M – матриця розміром $[p \times (n+1)]$.

Вектор невідомих коефіцієнтів з урахуванням (12) знаходиться за формулою

$$\bar{a}_t = M^{-1} \cdot \bar{S}_t, \quad (13)$$

де M^{-1} – матриця, зворотна матриці M .

При прогнозуванні процесів розвитку небезпечних та шкідливих факторів передбачається, що тренд представляється поліномом і спостерігається при наявності шуму, тобто

$$Z_t = \hat{z}_\tau(t) + \varepsilon_t, \quad (14)$$

де ε_t – білий шум, а прогнозна модель має вигляд

$$\hat{z}_\tau(t) = \sum_{i=0}^n \frac{\hat{a}_i}{i!} t^i, \quad (15)$$

Оцінки невідомих коефіцієнтів \hat{a}_i поліноміальної моделі знаходять з виразу (13).

Розглянемо модель виду

$$Z_t = a_t + \varepsilon_t. \quad (16)$$

Точковим прогнозом значення процесу буде

$$\hat{z}_\tau(t) = \hat{a}_t, \quad (17)$$

де \hat{a}_t – поточні оцінки коефіцієнта a_t .

$$\hat{a}_t = S_t = \alpha x_t + \beta S_{t-1}, \quad (18)$$

де S_t – експоненціальна середня, x_t – поточне значення спостережуваного процесу, α – постійна згладжування ($1 \geq \alpha \geq 0$), $\beta = 1 - \alpha$.

З урахуванням сказаного модель прогнозу представляється у виді:

$$\hat{z}_\tau(t) = S_t = \alpha x_t + \beta S_{t-1}. \quad (19)$$

Початкові умови

$$\hat{a}_t = S_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i. \quad (20)$$

Якість прогнозуючої моделі значною мірою визначається її точністю, яка є мірою адекватності майбутнього процесу з його оцінкою. Враховуючи, що спостереження за реальним процесом проводиться в умовах перешкод, вірогідність отримання абсолютного точного прогнозу дуже мала. У зв'язку з цим вводиться область прогнозованих значень процесу

$$\hat{\delta}_j - t_q \sqrt{D(\delta)} \leq \delta_j \leq \hat{\delta}_j + t_q \sqrt{D(\delta)}, \quad (21)$$

де $D(\delta)$ – дисперсія помилки прогнозу.

При правильно вибраній прогнозній моделі, що відповідає детермінованій основі процесу, математичне сподівання помилок прогнозу при нульовому математичному очікуванні перешкоди рівне нулю. Проте вигляд апріорно вибраної моделі не завжди відповідає дійсному. Крім того, можливі такі зміни коефіцієнтів моделі, при яких може виникнути ситуація, коли за час, поки система забезпечить оцінку нової основи процесу з необхідною точністю, з'являється неприпустимо великі помилки прогнозу [12, 15].

Експоненціальне згладжування, вибране в цій роботі в якості прогнозної моделі, дозволяє виявити неадекватність моделі реальному процесу і наблизити оцінку детермінованої основи процесу до дійсної, тобто зменшити помилку прогнозу. Однак для цього необхідний час, який збільшується з ростом зміни коефіцієнтів моделі. У зв'язку з цим виникає задача регулювання швидкості реакції прогнозованої моделі на зміну її коефіцієнтів.

Для адаптації параметра згладжування використовується метод слідкуючого контрольного сигналу, запропонований Д. Триггом і А. Лічом [13, 15].

Вироблення керуючого впливу засновано на розрахунку слідкуючого сигналу помилки згладжування $Q(t)/\Delta(t)$. Згладжені помилки прогнозу $Q(t)$ і абсолютне відхилення $\Delta(t)$ визначаються з виразів:

$$Q(t) = \gamma \cdot e(t) + (1 - \gamma) \cdot Q(t-1), \quad (22)$$

$$\Delta(t) = \gamma \cdot |e(t)| + (1 - \gamma) \cdot \Delta(t-1), \quad (23)$$

де $e(t)$ – помилка прогнозу; γ – згладжуюча константа.

Початкові значення $Q(0)$ і $\Delta(0)$ записуються у вигляді [13]

$$\left. \begin{aligned} Q(0) &= 0 \\ \Delta(0) &= 2\sqrt{\hat{D}(\varepsilon)/\pi(2-\alpha)} \end{aligned} \right\}, \quad (24)$$

де $\hat{D}(\varepsilon)$ – початкова оцінка дисперсії завади [13, 15].

Очевидно, що слідкуючий сигнал $Q(t)/\Delta(t)$ укладений між -1 і $+1$.

Для введення "автоматичного" зворотного зв'язку пропонується в якості постійної згладжування використовувати модуль слідкуючого сигналу, тобто

$$\alpha(t) = \left| \frac{Q(t)}{\Delta(t)} \right|. \quad (25)$$

Стратегія такої адаптації заснована на тому, що збільшення постійної згладжування здійснюється, коли слідкуючий сигнал, збільшуючись, підвищує значення останньої, з часового ряду навантаження, що дозволяє системі швидко реагувати на зміну процесу і стежити за новим сигналом. Таким чином, має місце зворотний зв'язок.

Проведені експериментальні дослідження розглянутих моделей для прогнозування рівня електромагнітного випромінювання в приміщенні комп'ютерного кабінету. Результати експериментальних досліджень зведені в табл. 2.

Таблиця 2 – Результати прогнозування за розглянутими моделями

№ п/п	Реальні дані $x(t)$, В/м	Прогноз			
		Модель без адаптації a		Модель з адаптацією a	
		$\hat{z}_\tau(t)$	Помилка $e(t)$	$\hat{z}_\tau(t)$	Помилка $e(t)$
1	10	–	–	–	–
2	11	11,12	–0,12	11,12	–0,12
3	12	11,08	0,92	11,13	0,87
4	13	11,36	1,64	11,38	1,62
5	12	11,85	0,15	12,32	–0,32
6	12	11,90	0,10	12,18	–0,18
7	15	11,93	3,07	12,11	2,89
8	16	12,85	3,15	14,04	1,96
9	15	13,79	1,21	15,52	–0,52
10	16	14,16	1,84	15,19	0,81
11	19	14,71	4,29	15,73	3,27
12	20	16,00	4,00	18,28	1,72
13	19	17,20	1,80	19,68	–0,68
14	20	17,74	2,26	19,21	0,79
15	22	18,42	3,58	19,78	2,22
16	23	19,49	3,51	21,50	1,50
17	24	20,54	3,46	22,71	1,29
18	23	21,58	1,42	23,77	–0,77
19	22	22,01	–0,01	23,23	–1,23
20	24	22,00	2,00	22,59	1,41

При цьому, середньоквадратична помилка (СКП) прогнозування із застосуванням моделі без адаптації a ($a=0,3$) $\bar{e}^2 = 2,5$, тоді як СКП із застосуванням моделі з адаптацією a $\bar{e}^2 = 1,5$, що підтверджує перевагу останньої.

ВИСНОВКИ. На підставі проведеного аналізу показані переваги застосування моделей експоненціального згладжування для прогнозування тенденцій розвитку шкідливих і небезпечних чинників як найбільш простих і швидко адаптованих до змін вихідної інформації.

Експериментальні дослідження показали, що для зменшення помилки прогнозування доцільно використовувати процедуру адаптації параметрів згладжування і зокрема метод слідкуючого контрольного сигналу.

ЛІТЕРАТУРА

1. Лисюк М. Умови праці на робочих місцях та їх атестація // Довідник кадровика. – 2007. – № 8 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.kadrovik.ua/content/umovi-prats-na-robochikh-m-stsyakh-ta-kh-atestats-ya>.
2. Баскаков В.П., В.И.Ефимов, Сенаторов Г.В. Оценка рисков аварий, инцидентов и несчастных случаев. Планы управления безопасностью труда // Известия ТулГУ. Промышленная безопасность. – 2011. – Вып. 11. – С. 18–29.
3. Ткачук К.Н., Каліничук В.В. Моніторинг небезпечних факторів виробничої системи // Енергетика: економіка, технології, екологія. – 2013. – № 2. – С. 66–70.
4. Таїрова Т.М. Методологічні засади моніторингу виробничого травматизму: монографія. – К.: «Основа». 2014. – 201 с.
5. Draper N.R. Applied Regression Analysis / N.R.

Draper, H. Smith // Wiley-Interscience. – Third edition. – 1998. – 736 p. – ISBN 978-0471170822.

6. Линник Ю.В. Метод наименьших квадратов и основы математико-статистической теории обработки наблюдений. – М.: Физматлит, 1958. – 336 с.

7. Эконометрика / Я.Р. Магнус, П.К. Катышев, А.А. Пересецкий. – М.: Дело, 2007. – 504 с.

8. Чучуева И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобию: дис. ... канд. тех. наук: 05.13.18 / Чучуева И.А. – М., 2012. – 153 с.

9. Обзор задач, решаемых по алгоритмам Метода Группового Учета Аргументов (МГУА) [Электронный ресурс] / А.Г. Ивахненко, Г.А. Ивахненко. – Режим доступа: <http://www.gmdh.net/articles/rus/obzorzd.pdf>

10. Анализ временных рядов, прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс; пер. А.Л. Левшин; ред. В.Ф. Писаренко. – М.: Мир, 1974. – 406 с.

11. Time Series: Theory and Methods (2nd ed.)/ P.J. Brockwell, R.A. Davis. – New York: Springer, 2009. – 273 p.

12. Exponential Smoothing for Predicting Demand. Cambridge/ R. G. Brown, A.D.Little. – Massachusetts: Arthur D. Little Inc., 1956. – 15 p.

13. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 415 с.

14. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods/ H.K. Alfares, M. Nazeeruddin // International Journal of Systems Science, 2002. – Vol. 33. – PP. 23–34.

15. Калінчик В.В. Моделі та методи прогнозування параметрів системи управління охороною праці / НТУУ „КПІ” НДІ автоматики та енергетики „Енергія”. – Київ, 2011. – 22 с.: Деп. в ДНТБ України.

FORECASTING MODELS OF HAZARDOUS AND HARMFUL FACTORS DEVELOPMENT IN PRODUCTION FACILITIES

K. Tkachuk, V. Kalinchyk

Institute of energy saving and energy management NTUU “KPI”

vul. Borshchagivska, 115, Kyiv, 03056, Ukraine. E-mail: vkalin@i.ua

It was shown that the safety management process involves two stages: a stage of identification of possible values; and a stage for development and implementation of control actions. The basic requirements for real-time systems were defined as high accuracy in forecasting and simplicity of algorithms; operation under conditions of uncertainty and insufficient information. The models used to forecast the level of occupational injuries are shown to consider an object as static and do not include information that reflects changes in the test object during forecasting process. The methods that can be used to forecast development of hazardous and harmful factors of production system were analyzed. In terms of simplicity of implementation and time required for calculations adaptive forecasting methods (especially, the method of exponential smoothing) are preferable. Experimental studies for the models are provided. The corresponding conclusions were made.

Key words: labor protection, hazardous and harmful factors, forecasting, exponential smoothing.

REFERENCES

1. Lysuik, M. (2007) “Labor conditions on workplaces and their evaluation”, *Guide for HR manager*, no. 8 [Electronic resources]. – Режим доступа: <http://www.kadrovik.ua/content/umovi-prats-na-robochikh-m-stsyakh-ta-kh-atestats-ya>.

2. Baskakov, V., Efimov, V., Senatorov, G. (2011) “Evaluation of incidents, accidents and injuries. Plans for labor safety management”, *Journal TulSU. Industrial safety*, iss. 11, pp. 18–29.

3. Tkachuk, K., Kalinchyk, V. (2013) “Monitoring of hazardous factors for industrial systems”, *Energy: economics, technology, ecology*, iss. 2, pp. 66–70.

4. Tairova, T. (2014) Methodological statements for industrial injuries monitoring. [Electronic publication], Monography, Osnova, Kyiv, Ukraine.

5. Draper, N.R., Smith, H. (1998) Applied Regression Analysis, Wiley-Interscience, Third edition, ISBN 978-0471170822.

6. Linnik, Y. (1958) Least squares method and the fundamentals of mathematics and statistical theory for observations analysis, FIZMATLIT, Moscow, Russia.

7. Magnus Y., Katsyshev P., Peresetskiy A. (2007) Econometrics, Delo, Moscow, Russia.

8. Chuchueva, I. (2012) Time series forecasting model based on a sample of maximum similarity: PhD thesis: 05.13.18 / Chuchueva I., Moscow, Russia.

9. Ivakhnenko, A., Ivakhnenko, G. Overview of tasks that can be solved via group method of data accounting algorithms (GMDA) [Electronic publication], Access mode: <http://www.gmdh.net/articles/rus/obzorzd.pdf>

10. Box, G., Jenkins, G. (1974) Time series analysis: forecasting and control, ed. V. Pисаренко, Mir, Moscow, Russia.

11. Brockwell, P.J. Davis, R.A. (2009) Time Series: Theory and Methods, 2nd ed., Springer, New York, USA.

12. Brown, R.G., Little, A.D. (1956) Exponential Smoothing for Predicting Demand, Cambridge, Massachusetts: Arthur D. Little Inc.

13. Lukashyn, Y. (2003) Adaptive methods of short-term time series forecasting, Finances and statistics, Moscow, Russia.

14. Alfares, H.K., Nazeeruddin, M. (2002) “Electric load forecasting: literature survey and classification of methods”, *International Journal of Systems Science*, vol. 33, pp. 23–34.

15. Kalinchyk V.V. “Models and methods for forecasting parameters of labor protection management system”, NTUU “KPI” R&DI of automatics and energy *Energia*, Dep. in SSTL of Ukraine.

Стаття надійшла 09.09.2014.