

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДИФИЦИРОВАННОГО МЕТОДА EVOMAX В ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОСЛЕДСТВИЙ ХИМИЧЕСКИХ АВАРИЙ

В статье рассмотрена задача прогнозирования последствий химической аварии, в частности определение уровня концентрации и зоны заражения опасным химическим веществом в послеаварийный период. Для минимизации погрешности полученных результатов информационно-аналитических систем прогнозирования последствий химических аварий предложено использовать модифицированный метод EvoMax. Освещены результаты экспериментов и сделаны выводы относительно перспективных путей дальнейших исследований.

Ключевые слова: химическая авария, концентрация, нечеткая нейросеть, прогнозирование.

O.M. MIROSHNIK

Cherkasy Institute of Fire Safety named after Chernobyl Heroes

USING A MODIFIED METHOD OF EVOMAX IN INFORMATION-ANALYTICAL SYSTEMS OF FORECASTING OF CONSEQUENCES OF CHEMICAL ACCIDENTS

Abstract - The article considers the problem of forecasting the consequences of chemical accidents, in particular the determination of the level of concentration and zone of contamination hazardous chemical in the post-accident period. To minimize the error of the results, information-analytical systems of forecasting of consequences of chemical accidents, it is proposed to use the modified method EvoMax. The basis of a modified method based on the idea of optimizing the process of random search of the optimal solution using evolutionary algorithms. Using the proposed method allowed us to obtain the predicted values with an average relative deviation of 2.2 to 6.3%, which is significantly better result in comparison with methods that today are used to identify areas of contamination. The proposed technology can be used to Refine the initial values of the parameters of accidents that allows you to improve and to objectify the decision making process. According to a study conclusions and identifies promising path for further research.

Keyword: chemical accident, concentration, fuzzy neural network, prediction.

Введение

Последние десятилетия наряду с развитием информационных технологий отмечены и динамикой роста энергетики, металлургической и химической промышленности, сельского хозяйства. Усилилась техногенная нагрузка на окружающую среду. В первую очередь здесь следует отметить производителей и потребителей химической продукции. Возрастание объемов производства, конкуренция и, как следствие, уменьшение нормы прибыли, изношенность основных фондов и отставание инвестиционных вливаний от темпов их амортизации является причиной химических аварий и катастроф. Поэтому важной задачей является минимизация негативных их последствий, к которым, в первую очередь относятся человеческие жертвы, экологические катастрофы и материальный ущерб. Ее решение зависит от качества принимаемых решений как до аварии, так и после нее. Информационной основой при этом служат данные о параметрах аварии, концентрации опасного химического вещества (ОХВ) и ее динамике в зоне заражения. Такая информация позволяет в доаварийный период осуществлять прогнозирование и выполнять сценарный анализ, а в послеаварийный – своевременно эвакуировать людей и проводить соответствующие мероприятия.

Поскольку для химических аварий натурный эксперимент невозможен и они происходят неожиданно в силу стечения обстоятельств, то важную роль играет моделирование. Моделирование позволяет получить априорную информацию о возможном протекании и характере аварии, о ее параметрах, о возможных последствиях. Результаты моделирования не носят абсолютный характер, поскольку любая реальная химическая авария будет отличаться от ее моделируемого аналога. Вместе с тем, информация, полученная в результате моделирования, является основой для прогнозирования, определения возможного количества жертв и материального ущерба, базисом процессов принятия решений.

Экспериментальная часть

Главной задачей моделирования является определение концентрации ОХВ как зависимости от параметров аварии, координат точки местности, времени, прошедшего после аварии, и построение соответствующих полей концентрации. Такая задача решается в доаварийный и послеаварийный периоды. Что является исходными данными для моделирования? В большинстве случаев концентрация рассчитывается на основании известных методик. Но полученные результаты имеют низкую точность, поскольку общие методики ориентированы на идеальные условия протекания аварий. Сложно и даже невозможно учесть особенности застройки местности и ее рельефа.

На сегодняшний день наиболее часто применяют три подхода [1, 2] к определению концентрации ОХВ, базирующиеся на использовании:

- гауссовских или дисперсионных моделей;
- моделей рассеяния, в которых используются интегральные законы сохранения в облаке в целом при залповом выбросе, сюда же включаются модели «тяжелого газа»;

- моделей прямого численного моделирования.

Каждая из указанных моделей имеет свои особенности применения, преимущества и недостатки. В частности, гауссовские модели базируются на эвристиках, заключающихся в определении коэффициентов, характеризующих атмосферную турбулентность. В то же время поведение ОХВ при выбросах, в особенности возле места выброса, значительно сложнее, чем можно описать моделями такого типа. Здесь не учитываются наведенные течения и высокая плотность вещества. За рубежом были разработаны специальные модели, в которых учитывались соответствующие особенности ОХВ ("тяжелый газ") и названы моделями рассеяния "тяжелого газа". Известны реализации таких моделей: методика Всемирного банка [3], HGGYSTEM [4], предложенные в ГОСТ Р12.3.047-98 [5], методика РД 52.04.253-90 [6]. Общим недостатком таких методов являются завышенные реальные последствия аварий.

Еще одним недостатком указанных моделей является их теоретический характер и низкая практическая применимость, поскольку они ориентированы на использование в послеаварийный период и носят общий характер. В то же время каждая химическая авария имеет специфические особенности и определение полей концентрации ОХВ с использованием указанных моделей вследствие большого объема вычислений и необходимости задания коэффициентов и параметров аварии в критических условиях является почти невыполнимой задачей.

Одним из способов решения указанной проблемы является использование экспертных заключений, базирующихся на опыте, интуиции, знаниях, результатов использования известных методик, применения программных продуктов для моделирования последствий аварий, а также климатических особенностей и особенностей местности. В таком случае необходимо определить максимально возможную зону заражения, реперные (наиболее типичные, характерные для значительных площадей) точки концентрации, наиболее возможные параметры возможных аварий и сформировать таблицу исходных данных, содержащую кортежи такого типа:

$$BD_1 = \langle x_0, y_0, z_0, t_0, V, v, u, S \rangle, \quad BD_2 = \langle x, y, z, t, C \rangle, \quad (1)$$

где (x_0, y_0, z_0) – координата точки аварии, t_0 – время возникновения аварии, V – общий объем выбросов, v – объемная скорость выброса, u – скорость ветра, S – стабильность атмосферы по Пасквилю, (x, y, z) – координата точки, в которой в момент времени t концентрация ОХВ будет равна C . Таблица, содержащая данные (1), является основанием для получения зависимости

$$C = F(x_0, y_0, z_0, t_0, V, v, u, S, x, y, z, t), \quad (2)$$

с использованием которой можно получить поля концентрации для любой точки зоны заражения в любой момент времени.

Очевидно, что зависимость (2) может быть структурно и параметрически идентифицированной с использованием различных подходов и методов. Наиболее распространенным является применение модели множественной линейной регрессии [7]

$$C = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \quad (3)$$

как решения задачи структурной идентификации и метода наименьших квадратов (МНК) как способа параметрической идентификации. Простота такой модели является ее преимуществом, но важно учитывать, что природные процессы являются существенно нелинейными, и использование модели (3) актуально только на небольших временных или пространственных отрезках. Рациональнее использовать модель нелинейной множественной регрессии [8]

$$C = a \cdot f_1(X_1) \cdot f_2(X_2) \cdot \dots \cdot f_n(X_n), \quad (4)$$

где $f_i(X_i) = f_i(b_{i0}, b_{i1}, \dots, b_{im_i}, X_i)$ – зависимости, которые могут путем алгебраических преобразований приведены к линейным, $b_{j0}, b_{j1}, \dots, b_{jm_i}$ – параметры, $i = \overline{1, n}$, m_i – количество параметров в i -й зависимости.

Преимуществом такой модели является ее нелинейность, но поскольку вычисление параметров функций осуществляется с помощью МНК, то необходима проверка условий его применения. Кроме того, набор функций является ограниченным, что указывает на недостаток метода.

Одним из наиболее точных методов аппроксимации зависимостей заданных таблично является метод группового учета аргументов (МГУА) [9]. Соответствующей моделью является полином Колмогорова-Габора

$$C = a_0 + \sum_i a_i X_i + \sum_i \sum_{j>i} a_{ij} X_i X_j + \dots \quad (5)$$

Метод хорошо работает на «коротких» выборках и ограничивает исследователя только выбором из конечного множества опорных функций. Он достаточно сложен в реализации, требует значительного количества вычислений. Полученный результат очень сложен для интерпретации.

В последнее время для идентификации таблично заданных зависимостей используют искусственные нейронные сети (ИНС) [10]. Следует отметить, что основных нейросетевых архитектур и методов обучения сетей существует несколько десятков. Преимуществом нейросетевой идентификации является почти полное отсутствие требований к исходным данным. Однако, вследствие проблемы попадания в локальные оптимумы, нейросеть в подавляющем большинстве случаев очень сложно правильно обучить, кроме того, результат ее функционирования нельзя интерпретировать.

Рассматривая применение указанных моделей и методов к решению задачи идентификации (2), отметим, что локальные решения с их использованием в условиях ограниченного и конечного множества исходных данных можно получить, но получить поля концентрации невозможно. Такой вывод базируется на неточности экспертных заключений, малом количестве исходных данных и большом количестве параметров, которые необходимо определить.

Исходя из вышеуказанных замечаний и соображений, в качестве модели (2) предложено использовать нечеткую нейросеть как технологию, интегрирующей в себе преимущества нейросети и ее обучения, возможности представления экспертных заключений и их интерпретации. Одной из первых нечетких нейронных сетей предложил Янг (J. – S.R. Jang) в 1993 году [11]. Сеть получила название ANFIS (Adaptive – Network – Based Inference System). Традиционно в такой сети использовался нечеткий логический вывод в форме Сугено. Однако консеквент нечетких продукционных правил в форме Сугено является взвешенной суммой аргументов антецедента, что для нашей задачи является неприемлемым. Поэтому было предложено использовать некоторую модификацию сети ANFIS с выводом в форме Цукамото [8].

Поскольку структура ННС уже определена продукционными правилами, то остается осуществить ее параметрическую идентификацию. Предположим, что все функции принадлежности выбраны однотипно гауссовскими $\mu(z) = \exp[-(z - a)^2 / 2\sigma^2]$, где a и σ – параметры. Тогда количество параметров будет равно произведению количества входных переменных на количество правил, являющихся экспертными заключениями. Если заключения неравнозначны или выполнены разными экспертами, то количество параметров увеличивается, поскольку и значимость правил, и компетентность экспертов являются параметрами.

Для параметрической идентификации выберем эволюционные алгоритмы. Такой выбор обоснован тем, что в этом случае отсутствуют требования к дифференцируемости функций принадлежности и можно избежать проблемы локальных оптимумов. Традиционный эволюционный алгоритм имеет такие шаги:

Шаг 1. В соответствии с требуемой точностью результата определить мощность множества потенциальных решений.

Шаг 2. Определить выборочную популяцию решений и вычислить меру оптимальности каждого решения.

Шаг 3. Пока не выполнено условия останова алгоритма, выполнить:

Шаг 3.1. Выбрать решения из выборочной популяции.

Шаг 3.2. Осуществить кроссовер и отобрать одно из полученных решений.

Шаг 3.3. С определенной вероятностью осуществить мутацию решения.

Шаг 3.4. Записать полученное решение в новую популяцию.

Шаг 3.5. Если новая популяция не сформирована, то повторить шаги 3.1–3.4.

Шаг 4. Конец алгоритма.

Потенциальное решение задачи параметрической идентификации имеет вид:

$$z = (a_1, \sigma_1, a_2, \sigma_2, \dots, a_m, \sigma_m, \xi), \quad (6)$$

где m – количество параметров функций принадлежности, ξ – дополнительные параметры.

Значение каждого из параметров принадлежит ограниченной области, определяемой экспертами. Поэтому существует необходимость проверки каждого потенциального решения на его принадлежность к области возможных решений.

Любой из эволюционных алгоритмов, к которым традиционно относят генетические алгоритмы, эволюционные стратегии, генетическое программирование и эволюционное программирование, требует значительных временных затрат для своего выполнения вследствие непродуктивного поиска. Поэтому дальше при решении задачи параметрической идентификации будем базироваться на использовании известного метода EvoMax [12].

В основании метода EvoMax лежит идея оптимизации процесса случайного поиска оптимального решения с использованием эволюционных алгоритмов. Базируется такая идея на реализации направленной оптимизации с использованием композиции нескольких техник, в частности, элементов эволюционных стратегий, метода анализа иерархий и элементов теории нечетких множеств. Рассмотрим модифицированный метод параметрической идентификации концентрации ОХВ на основе EvoMax.

Традиционно метод EvoMax используется для решения задачи поиска

$$\max_{X \in \Omega} f(X), \quad (7)$$

где $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, Ω – некоторый гиперпараллелепипед.

На макроуровне предлагаемый метод будет иметь такие шаги:

Шаг 1. Номер итерации $e = 1$.

Шаг 2. Определим начальное количество потенциальных решений λ и сгенерируем равномерно распределенные в Ω потенциальные решения $z_1^e, z_2^e, \dots, z_\lambda^e$, каждое из которых имеет вид (6).

Шаг 3. Вычислим значения функции f в точках $z_1^e, z_2^e, \dots, z_\lambda^e$: $f_1^e = f(z_1^e), f_2^e = f(z_2^e), \dots, f_\lambda^e = f(z_\lambda^e)$.

Шаг 4. Нормируем значения f_j^e так, чтобы $f_j^{ne} \in [0;1]$, $\sum_{i=1}^{\lambda} f_j^{ne} = 1$.

Шаг 5. Формируем матрицу попарных сравнений Саати S таким образом. Среди нормированных значений функции находим минимальное f_j^{ne} , разбиваем отрезок $[0;1]$ на 10 интервалов: $[0;0,1), [0,1;0,2), \dots, [0,9;1]$.

Тогда для всех $h \in \{1, 2, \dots, \lambda\}$, если $f_j^{ne} \in [0,1k;0,1+0,1k)$ и $f_h^{ne} \in [0,1l;0,1+0,1l)$, где $k, l \in \{0, 1, \dots, 9\}$, то

$$s_{jh} = l - k + 1. \text{ Другие элементы матрицы } S \text{ рассчитываются так: } s_{pq} = \frac{s_{jq}}{s_{jp}}.$$

Шаг 6. Рассчитаем собственные числа матрицы S и для максимального собственного числа a_{\max} находим соответствующий собственный вектор w . Если вектор w по разным причинам найти проблематично, то его элементы приближенно рассчитывают по формуле $w_j = \frac{1}{s_{1j} + s_{2j} + \dots + s_{\lambda j}}$. Значения w_j указывают на

меру оптимальности (квазиоптимальности) потенциального решения z_j^e .

Шаг 7. Известно [13], что следующим этапом должна быть генерация «потомков» и формирование новой популяции потенциальных решений. Авторы эволюционной стратегии предлагают получать «потомков» таким образом:

$$z_j^{e+1} = z_j^e + \xi(N(0,1)), \quad j = \overline{1, \mu}, \tag{8}$$

где $\xi(N(0,1))$ – нормально распределенная случайная величина с нулевым средним и единичной дисперсией, η – количество «потомков» у одного «родителя». По концепции эволюции по Ч. Дарвину $\mu > 1$, а в [15] рекомендовано выбирать $\mu \geq 7\lambda$. Последнее неравенство является малодоказательным.

Мы считаем, что для эффективного поиска оптимального решения необходимо учитывать меру оптимальности w_j потенциальных решений z_j^e . Это позволит только детальнее исследовать область Ω .

При этом возникает две гипотезы:

- чем большим является значение w_j , тем большим должно быть значение σ_j при генерации «потомков» потенциального решения z_j^e :

$$z_j^{e+1} = z_j^e + \xi(N(0, \sigma_j^e)), \tag{9}$$

что позволит расширить область поиска в окрестности лучшего решения, а в области наименее потенциально оптимального решения область будет максимально суженой, в т.ч. и из-за неперспективности ее исследования;

- наоборот, большее значение w_j является причиной глубокого исследования окрестности наиболее перспективного решения, а большее значения позволит детально исследовать область, отдаленную от неперспективного потенциального решения.

Такие две гипотезы требуют подтверждения, обе они являются эвристическими, но не противоречат теории и практике стохастической оптимизации. Мы склоняемся к правильности второй гипотезы, что подтверждается первыми экспериментами, но необходимы и более глубокие исследования.

Еще одной задачей есть определение оптимального количества потомков в зависимости от оптимальности решения. Очевидно, что такое количество $N(z_j^e)$ зависит от меры области Ω и заданной точности потенциального решения ε . Для случая, когда Ω является отрезком $N(z_j^e) = g(L([a, b]))$, где $L(*)$ есть длиной. Определение величины μ_j также является эвристическим. На первом этапе рационально считать, что $\mu_j = \mu \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, \lambda\}$. Такой вывод базируется на том, что, взяв за основу вторую гипотезу, для перспективного решения необходимо более глубокое исследование окрестности, а для неперспективного – более широкое. И то, и другое являются одинаково важным.

Наиболее сложной есть задача определения значения дисперсии для каждого отдельного решения. Очевидно, что σ_j^2 будет зависеть, как и в предыдущем случае, от $L([a, b])$ и ε , а также от расстояния к ближайшим соседям-решениям. Находим $d(z_j^e, z_L)$, $d(z_j^e, z_R)$ (расстояние к ближайшим левому (или точке a) и правому (или точке b) «соседей»-решений). Пусть $d_{\max} = \max\{d(z_j^e, z_L), d(z_j^e, z_R)\}$, тогда $\sigma_j = \frac{1}{3}d_{\max}$,

поскольку по известному правилу 3-х сигма именно 9973 точек из 10000 при генерации по формуле (8) будут принадлежать интервалу $(x_j^e - 3\sigma_j, x_j^e + 3\sigma_j)$.

Шаг 8. На предыдущем шаге выполнено генерацию $\lambda \cdot \mu$ потенциальных решений. Находим соответствующие значения функции f . По этим значениям, а также по значениям $f_1^e, f_2^e, \dots, f_\lambda^e$ определяем λ лучших решений $z_1^{e+1}, z_2^{e+1}, \dots, z_\lambda^{e+1}$ и переходим на шаг 1.

Поиск оптимального решения заканчивается на e -й итерации тогда, когда на шаге 2 $\max_{i,j} |f_i - f_j|$, $i, j = \overline{1, \lambda}$ будет меньше некоторого наперед заданного $\delta > 0$, так, что и $\max_{i,j} |z_j^e - z_i^e| < \varepsilon$, что свидетельствует о сходимости метода. Тогда, то решение z_i^v , которое будет соответствовать значению $f_i^e = \max_j f_j^e$, и будет решением поставленной задачи.

Для задачи параметрической идентификации модели концентрации ОХВ функции f_j будут такими:

$$f_j = \sum_{k=1}^p (C_k - F(z_j, x_{0k}, y_{0k}, z_{0k}, t_{0k}, V_k, v_k, u_k, S_k, x_k, y_k, z_k, t_k))^2, \quad j = \overline{1, \lambda},$$

а задача (7) трансформируется в задачу поиска

$$\min_e \max_{i,j} |f_i - f_j|, \quad i, j = \overline{1, \lambda}.$$

Таким образом, для структурной идентификации модели концентрации ОХВ разработана модель в виде нейро-нечеткой сети логическим выводом в форму Цукамото, для ее параметрической идентификации предложено использовать модифицированный метод направленной оптимизации EvoMax.

Как упоминалось выше, физический эксперимент для задачи невозможен, поэтому мы использовали результаты экспериментов на Торней-Айлэнд. В этих экспериментах воспроизводились залповые выбросы (опыты 07, 05, 08, 17) и длительные выбросы (опыт 45) фреон-азотных смесей в открытом пространстве. Последний происходил при таких исходных данных: объем эмиссии 2000 м³, доля в газообразной смеси фреона 31%, скорость ветра 2 м / с, стабильность атмосферных по Pasquill E/F. В залповых выбросах объем газа был 2000 м³, часть фреона в газообразной смеси составила 24%, скорость ветра – 3,4 м / с, стабильность атмосферы Pasquill – E. Эти данные сравнивали с прогнозными значениями, рассчитанными для различных методик.

Для прогнозирования модифицированным методом EvoMaxM использованы экспертные заключения, приведенные в таблице типа (1), имеющей 54 строки. Семь строк этой таблицы использовались для контрольной выборки. Согласно 47 заключениям построена нейро-нечеткая сеть и реализована ее параметрическая оптимизация. Далее мы рассчитали значения концентрации в точках на оси по направлению ветра на различных расстояниях от точки аварии. Полученные значения и результаты других методов экспериментов для опыта 17 показаны в таблице 1 и на рис. 1. Сравнение результатов осуществлено по критерию среднего относительного отклонения.

Таблица 1

Опыт 17. Реальные и прогнозируемые значения для концентрации ОХВ

X,м	40	50	70	100	140	220	500	Отклонение, %
C, % (об)	12,1	8,4	4,7	3,1	1,35	0,6	0,32	
Phast	11,2	9,5	7,5	4,2	2,4	0,95	0,18	23,43
Toxi3	11	9,5	7,6	5,7	4,3	2,5	0,6	238,2
Hgssystem	3,8	3,1	2,2	1,5	1	0,5	0,2	23,62
EvoMAXM	12,2	7,9	4,1	2,5	1,4	0,72	0,21	4,24

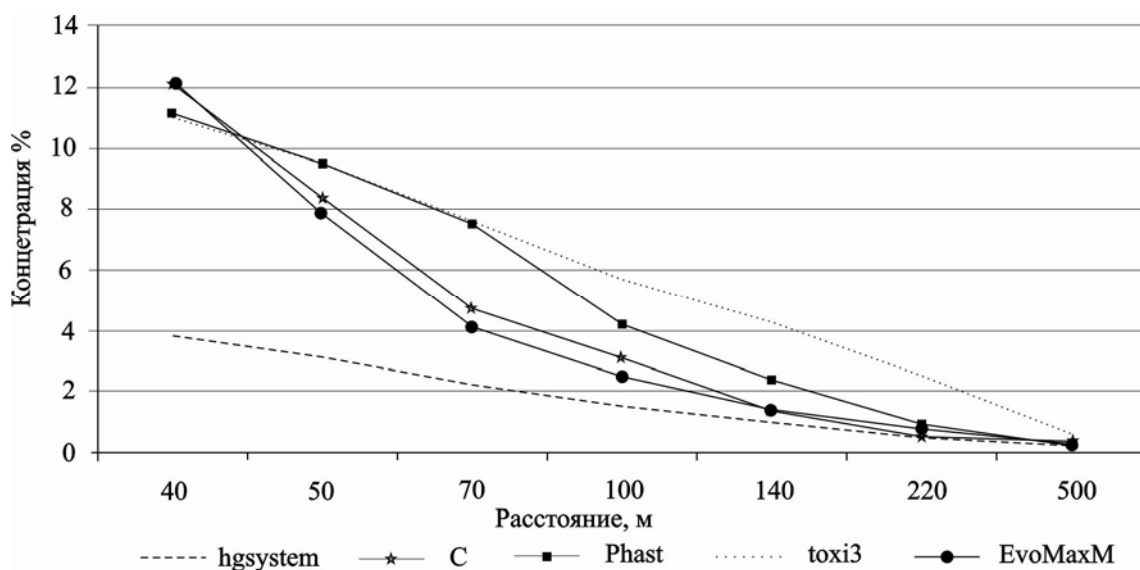


Рис. 1. Фактические и прогнозируемые данные концентрации ОХВ

Прогнозирование и сравнительный анализ были проведены также и для других опытов. Применение EvoMaxM позволило получить прогнозные значения с средним относительным отклонением в пределах 2,2–

6,3%, что было значительно лучшим результатом по сравнению с результатами других методов.

Выводы

В данной работе предложен метод определения концентрации ОХВ в доаварийный период. Он основан на использовании нейронечеткой сети в качестве модели, которая позволяет осуществлять обработку экспертных заключений и проведение дальнейшей обработки и интерпретации результатов. Оптимизация параметров сети осуществлена на использовании направленной оптимизации EvoMax, как технологии ускоренного поиска приемлемых или квази-оптимальных значений.

Предлагаемая технология может быть использована в послеаварийный период для уточнения полей концентрации ОХВ. Учитывая данные измерений концентрации ОХВ приборами, нейронечеткая сеть может быть переобучена в кратчайшие сроки и использована для решения задачи прогнозирования концентрации ОХВ во всех возможных точках зоны заражения. Кроме того, эта технология может быть использована для уточнения начальных значений параметров аварии, что позволит улучшить и объективизировать процесс принятия решений.

Литература

1. Makhviladze G.M., Yakush S.E. Large-scale unconfined fires and explosions. Proc. of the Compustion Institute. 2002. Vol. 29. P. 195–210.
2. Шаталов А.А. Методика расчета распространения аварийных выбросов, основанная на модели рассеяния тяжелого газа / А.А. Шаталов, М.В. Лисанов, А.С. Печеркин // Безопасность труда в промышленности. – 2004. – № 9. – С. 46–51.
3. Руководство по оценке промышленных опасностей (Techniques for Assessing Industrial Hazards: a Manual). World Bank Tech. Paper 55, 1988.
4. The HGSYSTEM version 3.0 technical reference manual. Shell Internationale Research Maatschappij BV. Hague, 1994.
5. ГОСТ Р12.3.047-98 ССБТ. Пожарная безопасность технологических процессов. Общие требования. Методы контроля.
6. Руководящий документ. «Методика прогнозирования масштабов заражения сильнодействующими ядовитыми веществами при авариях (разрушениях) на химически опасных объектах и транспорте» (РД 52.04.253-90). Штаб Гражданской обороны СССР, Комитет гидрометеорологии при кабинете министров СССР. JT.: Гидрометеиздат, 1991.
7. Грубер И. Эконометрия. Введение в эконометрию / И. Грубер. – К.: Астарт, 1996. – Т. 1. – 434 с.
8. Снитюк В.Е. Прогнозирование. Модели, методы, алгоритмы / Снитюк В.Е. – К.: Маклаут, 2008. – 364 с.
9. Ивахненко А.Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А.Г. Ивахненко, Ю.П. Юрачковский. – М.: Радио и связь, 1987. – 120 с.
10. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
11. Jang J.-S. R. ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, May-June 1993. P. 665–685.
12. Снитюк В.С. Спрямована оптимізація і особливості еволюційної генерації потенційних розв'язків / В.С. Снитюк // Теорія прийняття рішень : матеріали V Міжн. школи-семінару, Ужгород (1–6 жовтня 2012). – С. 182–183.
13. Rechenberg I. Evolutionsstrategie «94». Stuttgart-Bad Gannstatt: Frommann Halzboog, 1994. 434 p.

References

1. Makhviladze G.M., Yakush S.E. Large-scale unconfined fires and explosions // Proc. of the Compustion Institute. – 2002. – Vol. 29. – P. 195-210.
2. The method of calculating the distribution of accidental emissions, based on the model of the heavy gas dispersion // A. A. Shatalov, M. C. Lizunov, A. S. pechurkin etc. / safety in the industry. - 2004. No. 9. - S. 46-51.
3. Guidelines for assessing industrial hazards(Techniques for Assessing Industrial Hazards: a Manual). World Bank Tech. Paper 55, 1988.
4. The HGSYSTEM version 3.0 technical reference manual. Shell Internationale Research Maatschappij BV. Hague, 1994.
5. GOST P12.3.047-98 SSBT. Fire safety of technological processes. General requirements. Control methods.
6. Guidance document. "Methods for the prediction of the extent of infection of highly toxic substances in case of accidents (destruction) on chemically dangerous objects and transport" (RD 52.04.253-90). The staff of the Civil defense of the USSR Committee for Hydrometeorology under the Cabinet of Ministers of the USSR. JT.: Gidrometeoizdat, 1991.
7. Gruber, I. Econometrics. Introduction to econometrics / I. Gruber. - K.: Astarte, 1996. - T. 1. - 434 S.
8. Snytyuk V. E. Forecasting. Models, methods, algorithms. - K.: Mclaut, 2008. - 364 S.
9. Ivakhnenko A. G., Yurachkovsky Y. P. Modeling of complex systems from experimental data. - M.: Radio and communication, 1987. - 120 C.
10. The Haykin S. Neural networks: a comprehensive course / S. Haykin. The M: Williams, 2006. the 1104 S.
11. Jang J.-S. R. ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, May-June 1993. – P. 665-685.
12. Snytyuk V.E. Century that is Directed optimization and the features of the evolutionary generation of potential solutions / decision Theory" proceedings of the V international. school-seminar, Uzhgorod (October 1-6, 2012). - S. 182-183.
13. Rechenberg I. Evolutionsstrategie «94». – Stuttgart-Bad Gannstatt: Frommann Halzboog, 1994.– 434 p.

Рецензія/Peer review : 4.2.2015 р. Надрукована/Printed :26.1.2015 р.

Рецензент: д.т.н., проф. Жартовский В.М.