

их функционировая, чем обеспечивается универсальность алгоритмов расчета.

1. Меренков А.П.,Хасилев В.Я. Теория гидравлических цепей.–М.:Наука,1985.- 280с.
2. Некрасов Б.Б. Гидравлика и ее применение на летательных аппаратах. – М.: Машиностроение, 1967. – 352 с.
3. Идельчик И.Е. Гидравлические сопротивления. - М.: Машиностроение, 1975. – 559 с.
4. Кондращенко В. Я., Винничук С. Д., Федоров М.Ю. Моделирование газовых и жидкостных распределительных систем - Киев: Наукова думка, 1990 - 184 с.
5. Винничук С. Д. Методы и алгоритмы решения задач анализа, проектирования и управления распределением потоков в гидравлических распределительных системах. Дисс... д-ра техн. наук: 01.05.02. – Ин-т проблем моделирования в энергетике АН Украины, Киев, 2006. – 315 с.
6. Абрамович Н.Г. Прикладная газовая динамика. - М.: Наука, 1969. - 824 с.
7. Винничук С. Д. Особенности формирования уравнений второго закона Кирхгофа для задач расчета потокораспределения в распределительных системах сжимаемой жидкости. // Электронное моделирование - т.30, №6 – 2008. С. 49-58

Поступила 13.10.2016р.

УДК 004.032.26

Е.Е. Федоров, Ю.Л. Дикова, г. Покровск

МУЛЬТИАГЕНТНАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗА СОСТОЯНИЯ РУДНИЧНОЙ АТМОСФЕРЫ

Abstract .The article is considered a centralized multi-agent system prediction of mine atmosphere, consisting of a main agent and a set of subordinate agents, the interaction between them is based on the FIPA-Subscribe Protocol. The basis of the main agent is an ANN of high order, the basis of subordinate agents is ANN NARMA. The proposed approach to the construction of multi-agent systems will increase the accuracy of the forecast of the mine atmosphere characteristic values by 10%, and the probability of the mine atmosphere condition forecast by 7%.

Постановка проблемы. В настоящее время одной из важнейших проблем, существующих в горной промышленности, является повышение производственной безопасности. Современные компьютерные системы аэрогазового контроля [1 – 2], используемые на шахтах, не предусматривают возможность прогноза содержания взрывоопасных газов. Это приводит к тому, что мероприятия, направленные на недопущение аварий или снижение их последствий, могут быть проведены слишком поздно. Поэтому разработка способов прогноза содержания взрывоопасных газов в горных выработках,

используемых для повышения качества оценки аэrogазовой ситуации, является актуальной.

Анализ исследований. На сегодняшний день в качестве инструмента для прогноза широко применяются следующие методы: регрессионные и авторегрессионные методы прогнозирования; методы, основанные на экспоненциальном сглаживании; методы на базе цепей Маркова; на базе классификационно-регрессионных деревьев; искусственные нейронные сети (ИНС). В работе [3] приведена сравнительная характеристика перечисленных способов. Поскольку использование ИНС [4-6] при прогнозировании дает ощутимое преимущество, которое заключается в том, что: взаимосвязи между факторами исследуются на готовых моделях; не требуются никакие предположения относительно распределения факторов; априорная информация о факторах может отсутствовать; исходные данные могут сильно коррелировать, быть неполными или зашумленными; возможен анализ систем с высокой степенью не линейности; быстрая разработка модели; высокая адаптивность; возможен анализ систем с большим количеством факторов; не требуется полный перебор всех возможных моделей; возможен анализ систем с неоднородными факторами, в статье будет использоваться нейросетевой способ прогноза.

Архитектурно-структурная организация программной компоненты на основе мультиагентной системы [7-10] обеспечивает параллелизм обработки информации. Таким образом, использование мультиагентной системы позволяет повысить скорость прогноза состояния рудничной атмосферы за счет распараллеливания процессов прогноза значений ее характеристик.

Постановка задачи исследования. Целью работы является разработка мультиагентной системы прогноза состояния рудничной атмосферы. Для достижения цели были поставлены и решены следующие задачи:

- определить структуру мультиагентной системы и поведение ее агентов;
- определить структуру ИНС прогноза для каждого агента;
- выбрать критерий оценки качества ИНС прогноза;
- обучить ИНС прогноза для каждого агента;
- выполнить численные исследования.

Результаты разработки и исследований. В статье предлагается централизованная мультиагентная система прогноза состояния рудничной атмосферы, состоящая из главного агента A и набора подчиненных независимых друг от друга агентов A_i . Взаимодействие между главным и подчиненными агентами осуществляется на основе протокола FIPA-Subscribe. Каждый подчиненный агент A_i прогнозирует значение одного из 21 следующих признаков (характеристик) рудничной атмосферы: давление, температура, скорость движения и влагосодержание атмосферного воздуха, концентрация в атмосферном воздухе метана (CH4), этана (C2H6),

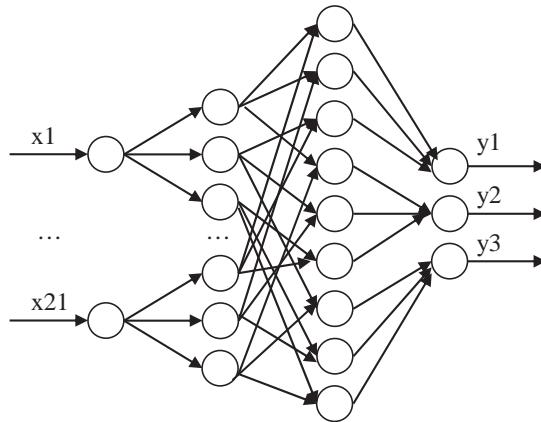
пропана (C3H8), бутана (C4H10), этилена (C2H4), ацетилена (C2H2), водорода (H2), сероводорода (H2S), оксида углерода (CO), диоксида углерода (CO₂), оксида азота (NO), диоксида азота (NO₂), тетраоксида диазота (N₂O₄), пентаоксида диазота (N₂O₅), диоксида серы (SO₂), кислорода (O₂), пыли.

БД главного агента A хранит вектор последних спрогнозированных состояний рудничной атмосферы. БЗ главного агента A хранит набор ассоциативных правил ИНС. БД каждого подчиненного агента A_i хранит вектор последних измеренных значений i -го признака и соответствующий ему вектор последних спрогнозированных значений i -го признака. БЗ каждого подчиненного агента A_i хранит набор ассоциативных правил для i -й ИНС.

Алгоритм работы главного агента A заключается в следующем: агент A запускает всех подчиненных агентов A_i , затем посыпает им запрос о подписке на получение спрогнозированных значений признаков и ожидает от каждого подчиненного агента ответ-подтверждение. Далее главный агент сообщает оператору результат ответов. В случае успешного подтверждения главный агент производит сбор прогнозируемых значений признаков $y_i(n+1)$ от подчиненных агентов и выполняет прогноз состояния рудничной атмосферы $z(n+1) = F(y_1(n+1), \dots, y_{21}(n+1))$, используя предложенную в работе ИНС. Конечный результат прогноза $z(n+1)$ агент A отправляет оператору.

Алгоритм работы каждого подчиненного агента A_i заключается в следующем: агент A_i ожидает, пока не получит запрос на подписку от главного агента и посыпает в ответ согласие на подписку. Далее агент A_i ожидает заданный шаг квантования по времени Δt и с помощью соответствующего датчика получает измеренное значение признака $u_i(n)$. Если модуль разности между измеренным значением признака $u_i(n)$ и спрогнозированным ранее значением признака $y_i(n)$ превышает заданный порог, то агент A_i сообщает главному агенту A о сбое в подписке. В случае корректной работы агент A_i выполняет прогноз значения признака $y_i(n+1) = F_i(u_i(n), \dots, u_i(n-M), y_i(n), \dots, y_i(n-M))$, используя i -ю ИНС. Спрогнозированное значение признака $y_i(n+1)$ посыпается главному агенту.

Поскольку в основе работы главного агента лежит комплексный прогноз состояния рудничной атмосферы, было принято решение использовать авторскую ИНС высоких порядков, структурная схема которой приведена на рис 1.



слой 0 слой 1 слой 2 слой 3
Рис. 1. ИНС высоких порядков главного агента

Модель данной ИНС представлена в виде:

$$y_j^{(1)} = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp(b_{1j} - a_{1ij}x_i)} & j = (i-1)N^{(3)} + 1 \\ \frac{1}{1 + \exp(b_{2j} - a_{2ij}x_i)} + \frac{1}{1 + \exp(d_{2j} - c_{2ij}x_i)} & j = (i-1)N^{(3)} + 2, \\ \frac{1}{1 + \exp(b_{3j} - a_{3ij}x_i)} & j = (i-1)N^{(3)} + 3 \end{cases}$$

где $j \in 1, N^{(1)}, i \in 1, N^{(0)}$.

$$y_j^{(2)} = f^{(2)}(s_j^{(2)}) = s_j^{(2)}, \quad j \in 1, N^{(2)},$$

$$s_j^{(2)} = b_j^{(2)} + \sum_{i_1=1}^{N^{(1)}} \dots \sum_{i_{N^{(0)}}=1}^{N^{(1)}} w_{i_1 \dots i_{N^{(0)}} j}^{(2)} y_{i_1}^{(1)} * \dots * y_{i_{N^{(0)}}}^{(1)},$$

$$y_j^{(3)} = f^{(3)}(s_j^{(3)}) = s_j^{(3)}, \quad j \in 1, N^{(3)},$$

$$s_j^{(3)} = b_j^{(3)} + \sum_{i_1=1}^{N^{(2)}} w_{i_1 j}^{(3)} y_{i_1}^{(2)} + \sum_{i_1=1}^{N^{(2)}} \dots \sum_{i_k=1}^{N^{(2)}} w_{i_1 \dots i_k j}^{(3)} y_{i_1}^{(2)} * \dots * y_{i_k}^{(2)} + \dots$$

$$\dots + \sum_{i_1=1}^{N^{(2)}} \dots \sum_{i_{N^{(2)}}=1}^{N^{(2)}} w_{i_1 \dots i_{N^{(2)}} j}^{(3)} y_{i_1}^{(2)} * \dots * y_{i_{N^{(2)}}}^{(2)}.$$

где $w_{ij}^{(m)}$ - весовые коэффициенты в слое m , $m = 1, 2, 3$;

c_{pij} , a_{pij} - весовые коэффициенты ИНС для определения значения функции активации $y_j^{(1)}$ в первом слое;

d_{2j} , d_{2j} - пороги смещения ИНС для определения значения функции активации $y_j^{(1)}$ в первом слое.

Для работы подчиненных агентов была выбрана ИНС NARMA [4], поскольку она дает более точный прогноз по сравнению с остальными ИНС [5]. Модель данной сети представлена в виде:

$$\begin{aligned} y_j^{(1)}(n) &= f^{(1)}(s_j^{(1)}(n)), \quad j \in \overline{1, N^{(1)}}, \\ s_j^{(1)}(n) &= b^{(1)} + \sum_{l=1}^{M^{(0)}} w_{lj}^{(1)} y^{(0)}(n-l) + \\ &+ \sum_{l=M^{(0)}+1}^{M^{(0)}+M^{(2)}} w_{lj}^{(1)} (y^{(0)}(n-(l-M^{(0)})) - y^{(2)}(n-(l-M^{(0)}))). \\ y^{(2)}(n) &= f^{(2)}(b^{(2)} + \sum_{i=1}^{N^{(1)}} w_i^{(2)} y_i^{(1)}(n)). \end{aligned}$$

Для оценки качества прогноза ИНС высоких порядков выбран критерий адекватности модели, который означает выбор таких значений параметров $w_i^{(2)}$, $w_i^{(3)}$, a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} , d_{ij} , которые дают минимум среднеквадратичной ошибки (разности выхода по модели и желаемого выхода):

$$F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (y_p - d_p)^2 \rightarrow \min_{w_i^{(2)}, w_i^{(3)}, b_{ij}, a_{ij}, c_{ij}, d_{ij}}, \quad (3)$$

где P - количество тестовых реализаций; y_p - прогноз, полученный по модели; d_p - желаемый прогноз.

Аналогичный критерий был выбран для оценки качества прогноза ИНС NARMA.

Численные исследования.

Для оценки точности прогноза ИНС NARMA были проведены эксперименты, для которых в качестве исходных данных была взята выборка показаний датчика метана объемом в 1000 значений, снятых с интервалом в 10 секунд. Для сравнения точности прогноза, полученного ИНС NARMA,

аналогичные эксперименты были проведены с использованием ИНС ARMA и Вольтерри. Результат прогноза приведен на рис. 2.

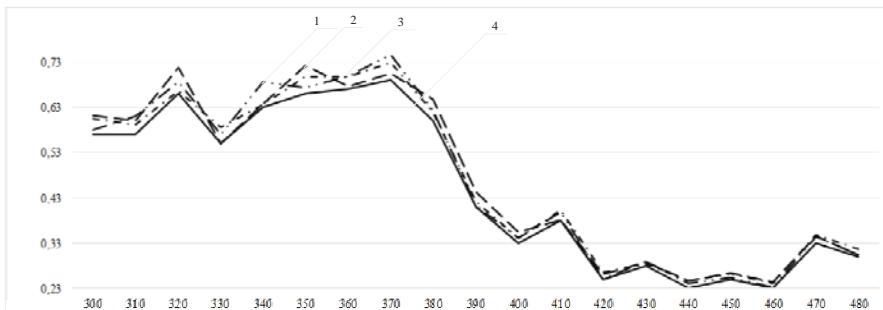


Рис. 2 – Результаты экспериментов для 1 – ИНС Вольтерри, 2 – ИНС ARMA, 3 – ИНС NARMA, 4- исходные данные.

Из рисунка 2 видно, что выбранная ИНС NARMA дает прогноз с погрешностью 7%, ARMA – 10% и Вольтерри – 9%.

Для обучения ИНС главного агента использовались метаэвристики [5-6], а для обучения ИНС подчиненных агентов использовался алгоритм обратного распространения ошибки (BackPropogation) с учителем.

Результаты обучения представлены в табл. 1.

Предложенная мультиагентная система была реализована в программной среде JADE.

Выводы. Предложенная мультиагентная система прогноза состояния рудничной атмосферы обладает следующими достоинствами:

- упрощено разделение задач между подчиненными агентами;
- подчиненные агенты для решения своих задач обладают необходимой информацией о текущем состоянии рудничной атмосферы;
- подчиненные агенты не мешают друг другу во время решения своих задач;
- подчиненным агентам не нужно явно общаться между собой во время решения своих задач;
- подчиненные агенты не дублируют действия друг друга.

На основе численного исследования структуры ИНС NARMA, используемой для прогноза значений признаков подчиненными агентами, были выбраны функции активации, определено количество нейронов в скрытом слое и величина задержки, что позволило ускорить процедуру обучения.

Предложенная ИНС высоких порядков, используемая для прогноза состояния главным агентом, обладает следующими достоинствами:

- возможность использования в одном слое разных функций активации, что позволяет учесть особенности признаков (характеристик) рудничной атмосферы;
- отсутствие необходимости определения количества скрытых слоев и количества нейронов в этих слоях, что упрощает адаптацию структуры ИНС;
- универсальность и расширяемость для любого необходимого количества признаков (характеристик) рудничной атмосферы.

Адаптация параметров предложенных ИНС выполнялась с помощью комбинации локального и случайного поиска, вероятность выполнения которых зависела от номера итерации. Это позволило увеличить точность прогноза значений признаков (характеристик) рудничной атмосферы на 10%, а вероятность прогноза состояния рудничной атмосферы на 7%.

Предложенный подход к построению мультиагентных систем может быть использован для компьютерных систем прогноза общего и специального назначения.

1. *Федоров Е.Е* Разработка способа комплексного контроля концентрации вредных газов / Е.Е.Федоров, Ю.Л. Дикова // Известия донецкого горного института, 2015. – №1. с. 30-34.
2. *Айруни А.* Прогнозирование и предотвращение газодинамических явлений в угольных шахтах / А. Айруни. – М., Наука, 1987. – 310 с.
3. Чучуева И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия: дис. кандидата технических наук: 05.13.18 – математическое моделирование, численные методы и комплексы программ / Чучуева Ирина Александровна. – Москва, 2012. – 153 с.
4. *Haykin S.* Neural networks / S. Haykin. – NY: Pearson Education, 1999. – p.823.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – Пер. с польского И.Д. Рудинского. - М.: Финансы и статистика – 2002. – 344 с.
6. *Скобцов Ю.А.* Метаэвристики: монография / Ю.А. Скобцов, Е.Е. Федоров. – Донецк: Ноулидж, 2013. – 426 с.
7. *Городецкий В.И.* Многоагентные системы (обзор) / В.И. Городецкий, М.С. Грушинский, А.В. Хабалов // Новости искусственного интеллекта. – 1997. – № 1. – С. 12-47.
8. *Bellifemine F.* Developing multi-agent systems with JADE / F. Bellifemine, G. Caire, D. Greenwood. – Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2007. – 286 p.
9. *Wooldridge M.* An Introduction to MultiAgent Systems / M. Wooldridge. – Chichester: John Wiley & Sons, Inc., 2002. – 348 p.
10. *Федоров Е.Е.* Методология создания мультиагентной системы речевого управления: монография / Е.Е. Федоров. – Донецк: изд-во «Ноулидж», 2011. – 356 с.

Поступила 20.10.2016р.