

В. С. МОРКУН, д-р техн. наук, проф., В. В. ТРОНЬ, канд. техн. наук, доц.,  
Д. И. ПАРАНЮК, аспирант, Криворожский национальный университет

## **ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СТРУКТУР ДЛЯ СИСТЕМЫ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ БУРЕНИЯ С ИДЕНТИФИКАТОРОМ МОДЕЛИ ОБЪЕКТА**

Повысить качество автоматизированного управления технологическими процессами на различных этапах добычи и переработки железорудного сырья можно посредством использования в процессе управления оперативной информации о технологическом процессе. При этом, информация о ходе технологического процесса может быть получена как путем непосредственного измерения, так и с применением математической модели. Поскольку характеристики процесса бурения имеют случайный нестационарный характер, целесообразно при синтезе управления данным процессом использовать методы адаптивного управления с идентификатором модели объекта. Задачей работы является исследование методов формирования модели для системы адаптивного управления процессом бурения с идентификатором объекта управления. В условиях достаточно быстро изменяющихся показателей процесса бурения скважин целесообразно использовать стратегию двухуровневого адаптивного управления, которая заключается в одновременном исследовании процесса бурения и управлении данным процессом. Реализация подсистемы прогнозирования осуществлялась на основе адаптивной нейро-нечеткой системы. Используемая нейро-нечеткая система реализует нечеткий вывод Сугено в виде пятислойной нейронной сети прямого распространения сигнала, первый слой которой содержит термы входных переменных: текущего значения сигнала и его задержанные значения. Отмечено, что вид функции принадлежности не оказал существенного воздействия на результат прогнозирования. При обработке и анализе текущей информации об оперативных характеристиках процесса бурения и формировании адаптивного управления целесообразно применение нейро-нечетких структур с двумя Гауссовыми функциями принадлежности термов для каждой переменной и тремя-четырьмя задержанными входами.

**Ключевые слова:** автоматизация бурения, нейро-нечеткая модель, адаптивное управление.

**Проблема и ее связь с научными и практическими задачами.** Построение управления при неопределенных параметрах объекта является важной проблемой теории автоматического управления. Нестационарность и неопределенность параметров объектов управления обусловила необходимость построения регуляторов, параметры которых адаптируются так, чтобы при изменяющихся параметрах объекта точность и качество системы оставались неизменными. При построении адаптивных систем с идентификатором актуальной задачей является формирование модели-идентификатора объекта управления на основе нечеткой и неполной информации [1].

**Анализ исследований и публикаций.** Повысить качество автоматизированного управления технологическими процессами на различных этапах добычи и переработки железорудного сырья можно посредством использования в процессе управления оперативной информации о технологическом процессе [2-6]. При этом, информация о ходе технологического процесса может быть получена как путем непосредственного измерения, так и с применением математической модели [2].

Поскольку характеристики процесса бурения имеют случайный нестационарный характер, целесообразно при синтезе управления данным процессом использовать методы адаптивного управления с идентификатором модели объекта [7]. В общем случае при формировании адаптивного управления процессом бурения горной породы необходимо учитывать, что на объект управления влияют следующие типы входных воздействий: задающие  $X^*(t)$ , управляющие  $U(t)$  и возмущающие  $Z(t)$ . Поведение объекта, которое характеризуется выходными переменными  $Y(t)$ , зависит от множества неизвестных параметров  $\zeta$  с заданным множеством допустимых значений  $\Xi$ , среди которых следует выделить физико-механические характеристики разновидностей горной породы. В данном случае необходимо сформировать такое управление, которое бы обеспечило заданные показатели качества процесса бурения при всех допустимых значениях неизвестных параметров  $\xi$ .

**Постановка задачи.** Задачей работы является исследование методов формирования модели для системы адаптивного управления процессом бурения с идентификатором объекта управления.

**Изложение материала и результаты.** В условиях достаточно быстро изменяющихся показателей процесса бурения скважин целесообразно использовать стратегию двухуровневого

адаптивного управления, которая заключается в одновременном исследовании процесса бурения и управлении данным процессом [7,8].

Применительно к процессу бурения разведывательных скважин, содержащих несколько разновидностей горной породы, в структуру системы управления дополнительно включить блок формирования модели (рис. 1).

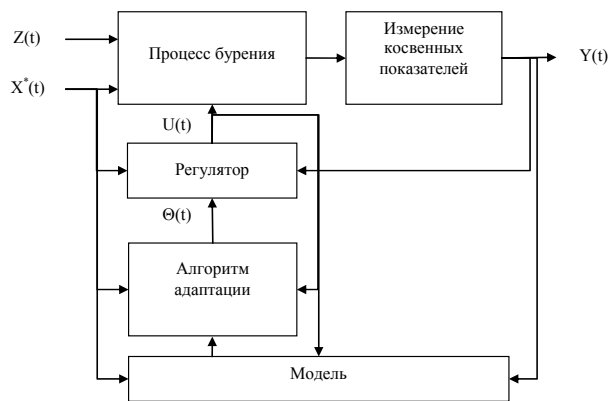


Рис. 1. Адаптивная система управления процессом бурения

Информация о ходе технологического процесса может быть получена не только с помощью непосредственного измерения, но и на основе интерпретации косвенных признаков [9-10]. В процессе исследования осуществлялся контроль следующих параметров: скорость бурения, скорость вращения, тяги, крутящий момент. В работе [10] кроме названных параметров исследована возможность использования осевой нагрузки при идентификации геологической структуры рудной породы в процессе бурения.

Реализация подсистемы прогнозирования осуществлялась на основе ANFIS – адаптивной нейро-нечеткой системы [11].

Используемая ANFIS реализует систему нечеткого вывода Сугено в виде пятислойной нейронной сети прямого распространения сигнала, первый слой которой содержит термы входных переменных (текущего значения сигнала и его задержанные значения). В процессе формирования модели выборка исходных данных была разделена на две части: обучающая и проверочная.

Результат настройки функций принадлежности в случае двух и трех термов входных переменных представлены на рис. 2.

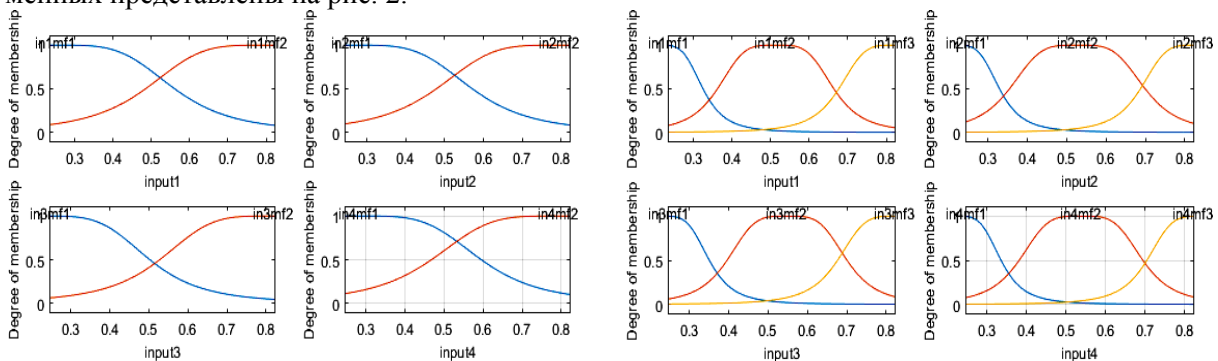


Рис. 2. Функции принадлежности термов входных переменных

Результаты оценки влияния количества функций принадлежности на показатели эффективности идентификации приведены в табл. 1.

Таблица 1

Влияние количества функций принадлежности на показатели эффективности идентификации

Количество функций принадлежности	RMSE	Время выполнения, с
2	0,0215	5,2188
3	0,0223	129,4844
4	0,0226	1805,2000

Наилучшие результаты (наименьшее время и наименьшая среднеквадратическая ошибка прогнозирования) получены в случае 2-х функций принадлежности, при этом RMSE=0,0215, время выполнения - 5,2188 с.

Результат исследование влияния вида функций принадлежности на показатели эффективности идентификации представлен в табл. 2.

Влияние типа функций принадлежности на показатели эффективности идентификации

Условное обозначение	pimf	gaussmf	gbellmf	psigmf	trapmf	trimf
Время обучения, с	5,1406	5,1125	5,2969	5,2344	5,0625	5,1094
RMSE	0,0205	0,0204	0,0215	0,0206	0,0207	0,0214

Наилучшие показатели (табл. 2) получены при использовании трапецеидальных функций принадлежности - минимальное время обучения, и Гауссовых функций принадлежности - минимальная ошибка (рис. 3). Вместе с тем, следует отметить, что вид функции принадлежности не оказывает существенного воздействия на результат прогнозирования. В дальнейшем использована Гауссова функция принадлежности, обеспечивающая наименьшее время обучения.

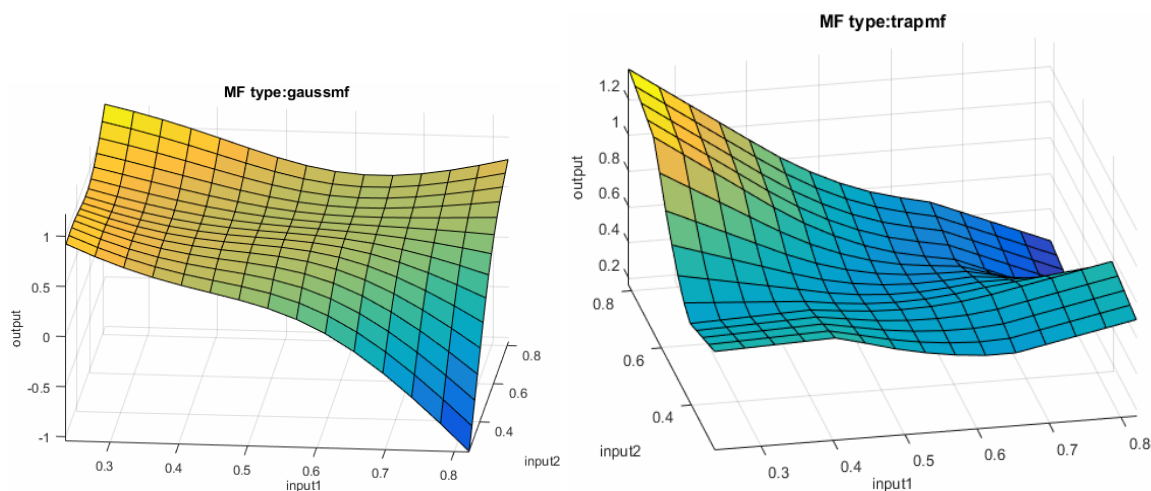


Рис. 3. Вид поверхностей нечеткого вывода при различных видах функций принадлежности

Исследование влияния количества задержанных входов на показатели эффективности идентификации показали (табл. 3), что наилучшие результаты достигаются при 3-4 задержанных входах.

Таблица 3

Влияние количества задержанных входов на показатели эффективности идентификации

Количество входов	2	3	4	5	6
Время обучения, с	2,5469	3,0938	6,5313	24,1563	169,9531
RMSE	0,0554	0,0209	0,0214	0,0324	0,0326

Зависимость среднеквадратической ошибки обучения от количества эпох для обучающей и проверочной выборки представлены на рис. 4.

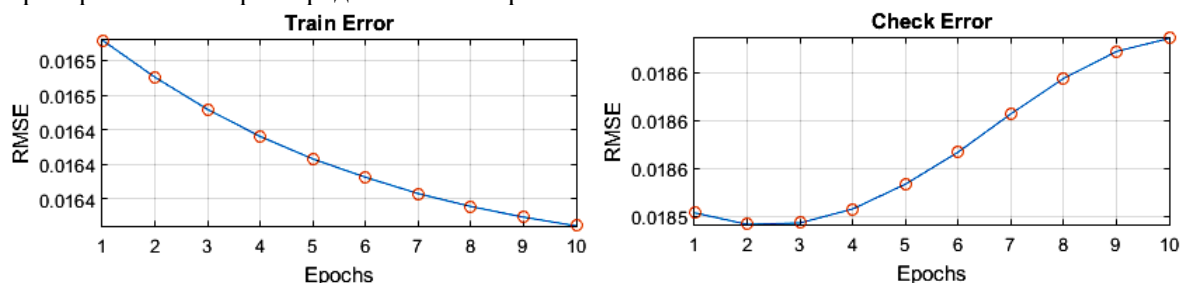


Рис. 4. Изменение ошибки в процессе обучения

Совмещенный график исходных данных и результатов прогнозирования, а также ошибка прогнозирования представлены на рис. 5.

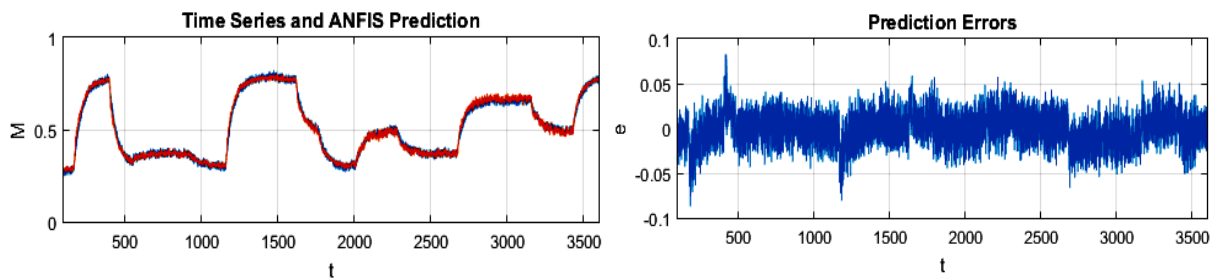


Рис. 5. Сравнение результатов прогнозирования с исходными данными

Фрагмент совмещенного графика результатов прогнозирования и проверочных данных, а также ошибка прогнозирования представлены на рис. 6.

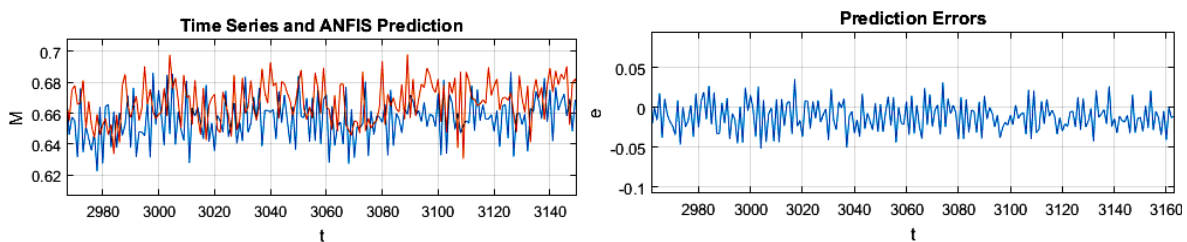


Рис. 6. Результат проверки модели на тестовых данных

Таким образом, ошибка прогнозирования нейро-нечеткой модели при 4 задержанных входах и 2 термах входных переменных и 10 эпохах обучения находится в пределах 5-7 %.

**Выводы и направления дальнейших исследований.** При обработке и анализе текущей информации об оперативных характеристиках процесса бурения и формировании адаптивного управления целесообразно применение нейро-нечетких структур с двумя Гауссовыми функциями принадлежности термов для каждой переменной и 3-4 задержанными входами.

#### Список литературы

1. Моркун В. С. Адаптивные системы оптимального управления технологическими процессами [Текст] : сборник научных трудов / В.С. Моркун, А.А. Цокурено, И.А. Луценко. - Кривой Рог : Минерал, 2005. - 261 с.
2. Segui, J. B., Higgins M. (2002) Blast Design Using Measurement While Drilling Parameters. *Fragblast*. Vol. 6, No. 3 – 4. - pp. 287 – 299
3. Morkun V., Tron V., Goncharov S. (2015) Automation of the ore varieties recognition process in the technological process streams based on the dynamic effects of high-energy ultrasound, *Metallurgical and Mining Industry*, 2015, No.2, pp.31-34.
4. Morkun V., Tron V. (2014). Automation of iron ore raw materials beneficiation with the operational recognition of its varieties in process streams. *Metallurgical and Mining Industry*, No6, p.p. 4-7.
5. Morkun V. S., Morkun N. V., Pikilnyak A.V. (2014) Ultrasonic facilities for the ground materials characteristics control, *Metallurgical and Mining Industry*, No2, p.p. 31-35.
6. Morkun V. S., Morkun N. V., Pikilnyak A.V. (2014) Iron ore flotation process control and optimization using high-energy ultrasound, *Metallurgical and Mining Industry*, 2014, No2, p.p. 36-42.
7. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2001. – 744 с.
8. Morkun V., Tron V., Paraniuk D. (2015) Formation of rock geological structure model for drilling process adaptive control system, *Metallurgical and Mining Industry*, No 5, p.p. 12-15
9. Scoble M. J., Peck J., Hendricks C. (1989) Correlation between Rotary Drill Performance Parameters and Borehole Geophysical Logging. *Mining Science and Technology*, Vol. 8. pp. 301-312.
10. Segui, J. B., Higgins M. (2002) Blast Design Using Measurement While Drilling Parameters. *Fragblast*. Vol. 6, No. 3 – 4. - pp. 287 – 299
11. Nauck D., Klawonn F., Kruse R. (1997) *Foundations of Neuro-Fuzzy Systems*. John Wiley & Sons. 305 p.