

УДК 004.4, 004.6

## АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ ПРОЦЕССОМ КОКСОВАНИЯ

*Власов А.А., Мартыненко Т.В.*

*Донецкий национальный технический университет,  
кафедра автоматизированных систем управления  
cvetliy\_e@mail.ru*

*Разработана постановка задачи прогнозирования многомерных временных рядов данных. Разработана структура комплекса программных средств системы поддержки принятия решений технологическим процессом коксования. Проведен анализ регрессионной и нейросетевой модели прогнозирования. На основе анализа выявлена наиболее точная модель прогнозирования для данной системы.*

### **Общая постановка проблемы**

Процесс коксования угля является одним из наиболее древних технологических процессов. Технология коксования, эксплуатируемое технологическое оборудование, контрольно-измерительные приборы и автоматика введены в действие, в основном, в начале второй половины прошлого столетия и не претерпели к настоящему времени существенных изменений. В то же время технологический процесс содержит значительные энергетические резервы, использование которых для Украины чрезвычайно важно, т.к. уголь остается фактически единственно доступным энергетическим ресурсом. Одна из возможностей снижения энергоемкости процесса коксования – это внедрение средств контроля и управления на основе микропроцессорной техники и современных методов управления.

Тенденции развития современных систем управления химико-технологическими процессами показывают, что они должны быть адаптивными, интеллектуальными. Адаптивность указанных систем обеспечивается возможностью настройки их на: различные типы сырья, вид выпускаемой продукции, аппаратурно-технологическое оформление. Опыт управления сложными, инерционными, потенциально опасными объектами, к классу которых относится процесс коксования, показывает, что при управлении и подготовке персонала необходимо учитывать не только требования к протеканию процесса в эксплуатационном режиме, но и передовой опыт высококвалифицированных операторов и знания химиков-технологов, ученых, являющихся экспертами в данной предметной области. Таким образом, разработка для целей управления процессом коксования системы поддержки принятия решений, включающей интеллектуальные компоненты, позволяющие получить семантическое решение неформализованной задачи, цифровую математическую модель, а также подсистему прогнозирования температуры коксования, является актуальной.

### Задача прогнозирования температуры коксования

В целом задача прогнозирования в данной системе сводится к нахождению температуры коксования в определенные моменты времени. Для расчета температуры коксования ( $T_K$ ) необходимо знать температуру с коксовой ( $T_{к.с.}$ ) и машинной ( $T_{м.с.}$ ) стороны батареи (к.с. и м.с. соответственно):

$$T_K^{n+1} = F(T_K^1, T_K^2, \dots, T_K^n); \quad (1)$$

$$T_K = F(T_{к.с.}, T_{м.с.}). \quad (2)$$

В ходе практических исследований сотрудниками Авдеевского КХЗ было выявлено, что основными технологическими параметрами коксовой батареи, влияющими на изменение температуры с к.с. и м.с., являются давление коксового газа на обогрев ( $P_K$ ), тяга в боровах ( $\tau_\sigma$ ) величина раскрытия пластин ( $\Pi$ ) и расход газа на обогрев коксовой батареи ( $Q_{об}$ ). При этом каждый параметр, кроме  $Q_{об}$ , представляет собой вектор параметров:

$$P_K = \{P_K^{M.C.}, P_K^{K.C.}\} \quad (3)$$

$$\tau_\sigma = \{\tau_\sigma^{M.C.}, \tau_\sigma^{K.C.}\} \quad (4)$$

$$\Pi = \{\Pi_{M.C.}, \Pi_{K.C.}\} \quad (5)$$

Таким образом, запись (2) принимает вид:

$$T_K = F(P_K, \tau_\sigma, Q_{об}, \Pi) \quad (6)$$

Для решения этой задачи можно выбрать один из предложенных методов прогнозирования.

#### 1. Регрессионные методы

Модель множественной регрессии в общем случае описывается выражением: [1]

$$Y = F(X_1, X_2, \dots, X_n) + \varepsilon \quad (7)$$

В более простом варианте линейной регрессионной модели зависимость зависимой переменной от независимых для текущей задачи имеет вид:

$$T_K^{n+1} = \beta_0 + \beta_1 P_K + \beta_2 \tau_\sigma + \beta_3 Q_{об} + \beta_4 \Pi + \varepsilon \quad (8)$$

Здесь  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$  – подбираемые коэффициенты регрессии,  $\varepsilon$  – компонента ошибки. Предполагается, что все ошибки независимы и нормально распределены.

Для построения регрессионных моделей необходимо иметь базу данных наблюдений, представленную в табл. 1.

С помощью таблицы значений прошлых наблюдений можно подобрать (например, методом наименьших квадратов) коэффициенты регрессии, настроив тем самым модель.

Таблица 1. Вид базы данных наблюдений

№	переменные				
	независимые				зависимая
	$X_1$	$X_2$	...	$X_N$	$Y$
1	$x_{11}$	$x_{12}$	...	$x_{1N}$	$Y_1$
2	$x_{21}$	$x_{22}$	...	$x_{2N}$	$Y_2$
...	...	...	...	...	...
m	$x_{M1}$	$x_{M2}$	...	$x_{MN}$	$Y_m$

## 2. Нейросетевые модели прогнозирования. Многослойные персептроны.

В настоящее время самым перспективным количественным методом прогнозирования является использование нейронных сетей. Можно назвать много преимуществ нейронных сетей над остальными алгоритмами. Одним из них является то, что при использовании нейронных сетей легко исследовать зависимость прогнозируемой величины от независимых переменных [1].

Недостатком нейронных сетей является их недетерминированность. Имеется в виду то, что после обучения имеется «черный ящик», который каким-то образом работает, но логика принятия решений нейросетью совершенно скрыта от эксперта.

Самый простой вариант применения искусственных нейронных сетей – использование обычного персептрона с одним, двумя, или (в крайнем случае) тремя скрытыми слоями. При этом на входы нейронной сети обычно подается набор параметров, на основе которого (по мнению эксперта) можно успешно прогнозировать. Выходом обычно является прогноз сети на будущий момент времени.

### Структура комплекса программных средств.

Разрабатываемая система поддержки принятия решений технологическим процессом коксования состоит из нескольких взаимосвязанных подсистем. Структура комплекса программных средств изображена на рис. 1.



Рисунок 1. Структура комплекса программных средств разрабатываемой системы

Система разрабатывается на языке программирования C#. Для работы программы на ПК должна быть предустановлена ОС Windows XP или выше с установленным пакетом .NET Framework версии не ниже 2.0.

Подсистема базы данных обеспечивает связь с существующей базой данных Firebird. В ее задачи входит выполнение SQL запросов и возврат полученных результатов. В качестве входной информации выступают текст SQL запросов или название представления или хранимых процедур. Выходной информацией служит полученный в ходе выполнения запросов, представлений или процедур результат.

Подсистема прогнозирования позволяет прогнозировать многомерные временные

ряды данных. Ее задачами являются обработка данных, полученных от подсистемы базы данных, и составление прогноза на основании таблицы прошлых наблюдений. Входная информация: результат работы подсистемы базы данных. Выходная информация: спрогнозированный временной ряд данных.

Подсистема поддержки принятия решений технологическим процессом коксования. Задачами этой подсистемы являются анализ входных данных и вывод на экран пользователя предложения дальнейших действий на основании имеющейся математической модели. В качестве входной информации выступает спрогнозированный временной ряд, полученный от подсистемы прогнозирования. Выходная информация: предложение для управления технологическим процессом коксования.

### **Разработка и тестирование реализаций регрессионной и нейросетевой модели прогнозирования**

В качестве исходных данных взяты показания технических параметров коксовой батареи №7 Авдеевского коксохимического завода.

Для построения моделей в качестве входных переменных были использованы технологические параметры, влияющие на температуру с м.с. и к.с. В качестве прогнозируемой величины выступила температура с м.с.

Для настройки регрессионной модели, т.е. подбора коэффициентов регрессии, использовался метод наименьших квадратов. В качестве нейросетевой модели прогнозирования был выбран многослойный персептрон с двумя скрытыми слоями. При настройке модели было выбрано такое число нейронов (7 нейронов на каждом слое), чтобы получить достаточную точность вычислений и низкое время работы.

Программа была протестирована на ЭВМ, на которую предварительно был загружен и восстановлен дамп необходимых таблиц используемой на предприятии базы данных. С помощью SQL запросов программа считывала необходимые данные, разделяя их на обучающую и тестовую выборки. Эксперименты проводились 20 раз на APU AMD E-450@1.65Ghz, обучающая выборка насчитывала 90 строк, тестовая – 10. Результаты прогнозирования моделей представлены в табл. 3.

В табл. 3  $T_{M.C.}^{P.M.}$  – прогноз регрессионной модели,  $T_{M.C.}^{H.M.}$  – прогноз нейросетевой модели. В табл. 4 представлены скорость выполнения прогнозов и средняя квадратическая ошибка для каждой модели.

Исходя из результатов, можно сделать вывод, что наиболее быстрой и точной моделью прогнозирования многомерных данных в данном случае является регрессионная модель. Имея небольшое количество обучающих данных, этот метод продемонстрировал лучшее соотношение скорости выполнения и ошибки. Проведя дополнительные испытания, выяснилось, что при большом количестве обучающих данных скорость работы нейросетевой модели данных резко замедляется, в то время, как регрессионная модель продолжает работать в разы быстрее, сохраняя при этом высокую точность вычисления.

### **Заключение**

Разработана постановка задачи прогнозирования многомерных временных рядов данных для системы поддержки принятия решений управления технологическим

Таблица 3. Результаты прогнозирования регрессионной и нейросетевой модели

$P_K^{M.C.}$	$P_K^{K.C.}$	$\tau_b^{M.C.}$	$\tau_b^{K.C.}$	$\Pi_{M.C.}$	$\Pi_{K.C.}$	$Q_{об}$	$T_{M.C.}$	$T_{M.C.}^{P.M.}$	$T_{M.C.}^{H.M.}$
115	140	22.5	20.5	175	165	15400	1268	1260	1264
130	150	22.5	20.5	175	165	15800	1271	1264	1264
135	150	22.5	20.5	175	165	16000	1269	1264	1263
135	150	22.5	20.5	175	155	16000	1264	1256	1257
135	150	22.5	20.5	175	155	16000	1264	1256	1257
135	150	22.5	21	175	155	15800	1267	1272	1264
135	150	22.5	21	175	155	16200	1264	1270	1264
140	145	22.5	21	175	155	16200	1266	1269	1263
140	145	22.5	21	175	155	16200	1263	1269	1263
140	145	22.5	21	175	155	16600	1258	1266	1264

Таблица 4. Скорость и точность работы моделей прогнозирования

	Среднее время выполнения, с	Средняя квадратическая ошибка
Регрессионная модель	0,0217012	2,557527
Нейросетевая модель	3,9677135	8,860947

процессом коксования. Разработана структура комплекса программных средств данной системы. Проведен анализ регрессионной и нейросетевой модели прогнозирования. На основе анализа с учетом среднего времени выполнения алгоритмов и средней квадратической ошибки прогноза выявлено, что наиболее точной моделью прогнозирования для данной системы является регрессионная модель.

#### Список источников

- [1] Методы прогнозирования. [Электронный ресурс] – Режим доступа: [http://www.neuroproject.ru/forecasting\\_tutorial.php](http://www.neuroproject.ru/forecasting_tutorial.php).
- [2] Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н.Г. Загоруйко – Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999. – 270 с.
- [3] Большаков А.А., Каримов Р.Н. Методы обработки многомерных данных и временных рядов: учебное пособие для вузов. М.: Горячая линия – Телеком, 2007, 522с.
- [4] Большаков А.А., Каримов Р.Н. Методы сжатия информации. Саратов: Саратовский политехнический институт, 1991. 88с.
- [5] Терелянский П.В. Системы поддержки принятия решений. Опыт проектирования: монография / П. В. Терелянский; ВолгГТУ. – Волгоград, 2009. – 127 с.
- [6] Edwards J.S. Expert Systems in Management and Administration – Are they really different from Decision Support Systems? // European Journal of Operational Research, 1992. – Vol. 61. – pp. 114–121.
- [7] Power D. J. Web-based and model-driven decision support systems: concepts and issues. Americas Conference on Information Systems, Long Beach, California, 2000.