

С.Ю. ПЕТРУШЕНКО,
С.В. ЕНДИЯРОВ
**Модель прогнозирования и
оптимизации управляющих
воздействий процесса
формирования штабеля шихты**

УДК 519.2

Уральский
государственный горный
университет,
г. Екатеринбург

В статье представлена модель прогнозирования качественных характеристик штабеля шихты, а так же оптимизации управляющих воздействий процесса формирования штабеля. Представленная модель позволяет снизить уровень неопределенности при принятии решения экспертом.

Введение

Задача совершенствования усреднения сырья на агломерационных фабриках и сокращения колебаний химического и гранулометрического состава агломерата определяется возрастающей конкуренцией со стороны крупнейших мировых производителей металлопродукции. Решение этих задач может быть достигнуто главным образом за счет таких факторов, как развитие промышленной технологии производства агломерата, усовершенствование конструкции металлургических агрегатов, а также повышение качества исходного шихтового сырья.

1. Разработка метода прогнозирования качественных характеристик штабеля

Задача прогнозирования и управления качественными показателями шихты состоит в формировании совокупности типологических классов $Z = (z_1, \dots, z_k)$ и формулировке набора правил, в соответствии с которыми изучаемый объект, описываемый характеристическим вектором показателей, может быть отнесен к одному из выделенных классов.

Для этого применительно к участку усреднения концентратов (УУК), была разработана ситуационная схема, согласно которой,

процесс формирования штабеля шихты можно отнести к одному из вариантов работы усреднительного комплекса (рис. 1).

На основании ситуационной схемы была разработана модель оценки состояния УУК, основанная на выявлении классов функциональных состояний и скрытых линейных связей между показателями состояния, а также уточнении классов функционального состояния, выявлении нелинейных взаимосвязей между показателями и формализации логики принятия решения эксперта на основе нейронной сети. При этом тип ситуации классифицировался согласно таблице 1

Таблица 1

Типы технологических ситуаций

Код ситуации	Тип ситуации	Классификация ситуации
0000A	5	Норма
0100A		
1000A	2	Отсутствие запасов
-1000A		
1010A	4	Рассинхронизация
-1010A		
1011A	3	Прерывание потоков
-1011A		
1100A	1	Режим догона
-1100A		

Для определения влияния отклонения в работе усреднительного комплекса на процесс формирования штабеля, моделировалась его укладка в условиях нормальной работы, а также в условиях различных технологических ситуаций. При этом на основе контролируемых параметров осуществлялось прогнозирование значений определяющих результаты формирования штабеля с использованием нейронной сети.

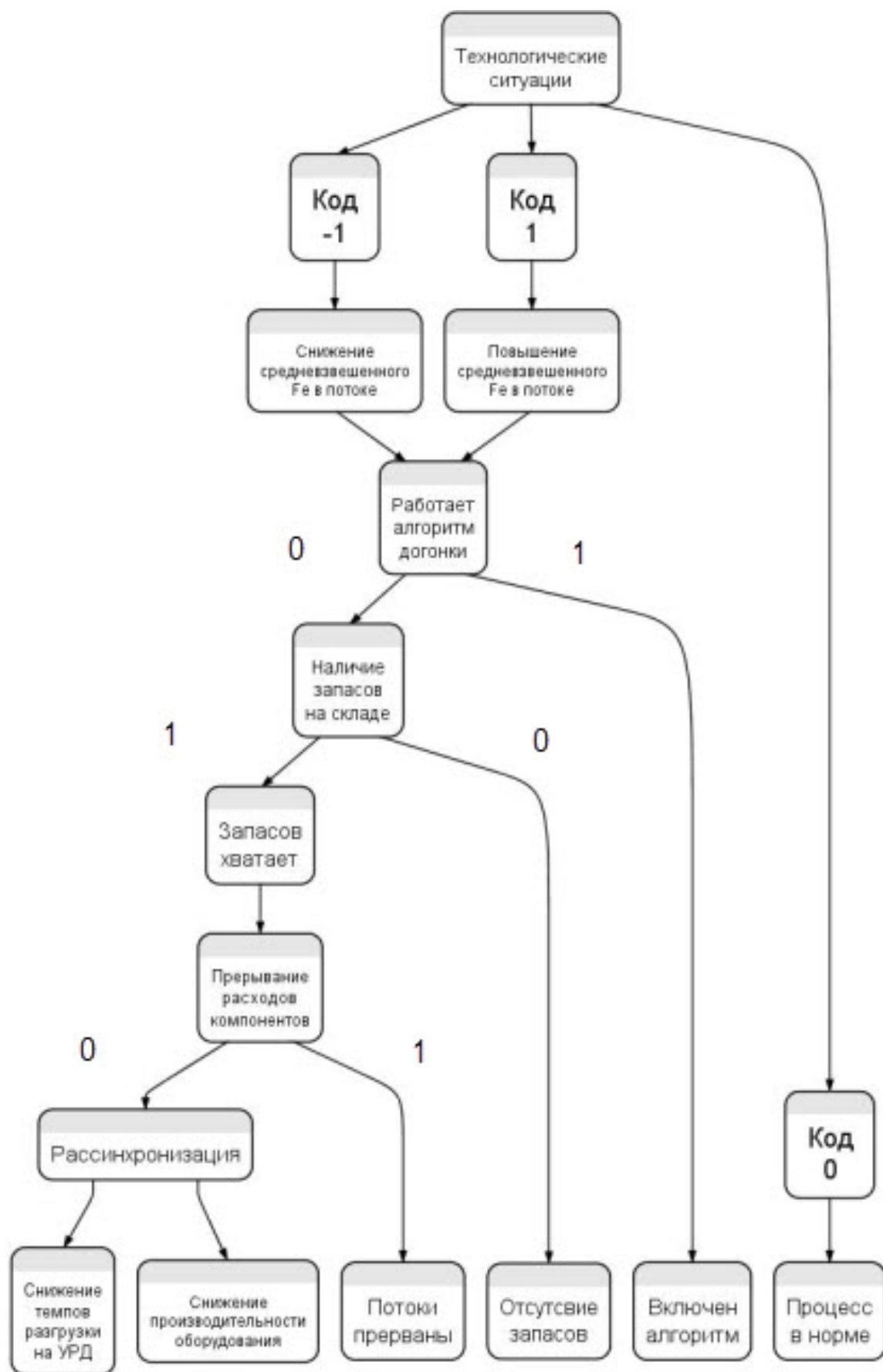


Рис. 1. Схема технологических ситуаций

В качестве входов нейронной сети использовались следующие данные:

Объемы привозного (V_n) и местного сырья (V_m), доставленного на УУК:

$$V_m = \sum_{i=1}^n Q_j^m, V_n = \sum_{i=1}^n Q_j^n; \quad (1)$$

- запасы компонентов местного сырья ($Q_m^{зан}$) на конец смены:

$$Q_m^{зан} = \sum_{i=1}^{t=8} Q_i^m; \quad (2)$$

- объем шихты в формируемом штабеле ($V_{шт}$):

$$V_{шт} = \sum_{i=1}^n Q_{ij}^m + \sum_{i=1}^n Q_{ij}^n; \quad (3)$$

- средневзвешенное содержание железа ($Fe_{ср.взвеш}$) в штабеле;

- инварианты (I), характеризующие отношения объемов привозного и местного сырья, доставленных на УУК за смену:

$$I = \frac{Q_i^m}{Q_i^n} \quad (4)$$

- отклонение средневзвешенного содержания железа в штабеле от планового значения ($\Delta Fe_{шт}$), выражение;

- хим. состав каждого материального потока β_i ;

- текущие расходы каждого материального потока $Q_i^{мек}$.

Выход нейронной сети характеризует уровень средневзвешенного содержания железа в штабеле ($Fe_{шт}^{прогн}$), общую массу отдозированного местного и привозного сырья ($M_{шт}^{np}$), уровень доли брака в штабеле ($\beta_{шт}^{прогн}$), уровень укладки материалов в штабеле ($\varphi_{шт}^{прогн}$). Выбранный прогнозируемый параметр характеризуется функцией изменения описанных выше показателей:

$$\begin{aligned} Fe_{шт}^{мек} &= f(V_m, V_n, Q_m^{зан}, V_{шт}, Fe_{ср.взвеш}, I, \Delta Fe_{шт}, \beta_i, Q_i^{мек}); \\ M_{шт}^{np} &= f(V_m, V_n, Q_m^{зан}, V_{шт}, I, \beta_i, Q_i^{мек}); \\ \beta_{шт}^{прогн} &= f(V_m, V_n, Q_m^{зан}, V_{шт}, Fe_{ср.взвеш}, I, \Delta Fe_{шт}, \beta_i, Q_i^{мек}); \\ \varphi_{шт}^{прогн} &= f(V_m, V_n, Q_m^{зан}, V_{шт}, Fe_{ср.взвеш}, I, \Delta Fe_{шт}, \beta_i, Q_i^{мек}). \end{aligned} \quad (5)$$

Так как усреднительный комплекс является нелинейным объектом, то выбор аппарата нейронных сетей в качестве способа прогнозирования показателей работы сложной системы, является вполне рациональным.

Рассмотрим основные преимущества нейронных сетей [1,2,3]:

1. Используя способность обучения на множестве примеров, нейронная сеть способна решать задачи, в которых неизвестны закономерности развития ситуации и зависимости между входными и выходными данными. Традиционные математические методы и экспертные системы в таких случаях чаще всего дают неоднозначный результат.

2. Возможность работы при наличии большого числа неинформативных, шумовых входных сигналов. Нет необходимости делать их предварительный отсев, нейронная сеть сама определит их малопригодность для решения задачи и отбросит их.

3. Нейронные сети обладают способностью адаптироваться к изменениям окружающей среды. В частности, нейронные сети, обученные действовать в определенной среде, могут быть легко переучены для работы в условиях незначительных колебаний параметров среды. Более того, для работы в нестационарной среде (где статистика изменяется с течением времени) могут быть созданы нейронные сети, переучивающиеся в реальном времени. Чем выше адаптивные способности системы, тем более устойчивой будет ее работа в нестационарной среде. При этом следует заметить, что адаптивность не всегда ведет к устойчивости; иногда она приводит к совершенно противоположному результату. Например, адаптивная система с параметрами, быстро изменяющимися во времени, может также быстро реагировать и на посторонние возбуждения, что вызовет потерю производительности. Для того чтобы использовать все достоинства адаптивности, основные параметры системы должны быть достаточно стабильными, чтобы можно было не учитывать внешние помехи, и достаточно гибкими, чтобы обеспечить реакцию на существенные изменения среды.

4. Нейронные сети обладают потенциальным сверхвысоким быстродействием за счет использования массового параллелизма обработки информации;

5. Нейронные сети потенциально отказоустойчивы. Это значит, что при неблагоприятных условиях их производительность падает незначительно. Например, если поврежден какой-то нейрон или его связи, извлечение запомненной информации затрудняется. Однако, принимая в расчет распределенный характер хранения информации

рость его сходимости квадратична. Этим он выгодно отличается от обычных градиентных методов. Например, метод наискорейшего спуска и метод координатного спуска для квадратичной функции сходятся лишь в пределе, в то время как метод сопряженных градиентов оптимизирует квадратичную функцию за конечное число итераций. При оптимизации функций общего вида, метод сопряженных направлений сходится в 4-5 раз быстрее метода наискорейшего спуска. При этом, в отличие от методов второго порядка, не требуется трудоёмких вычислений вторых частных производных.

Результат прогнозирования представлен на рисунке:

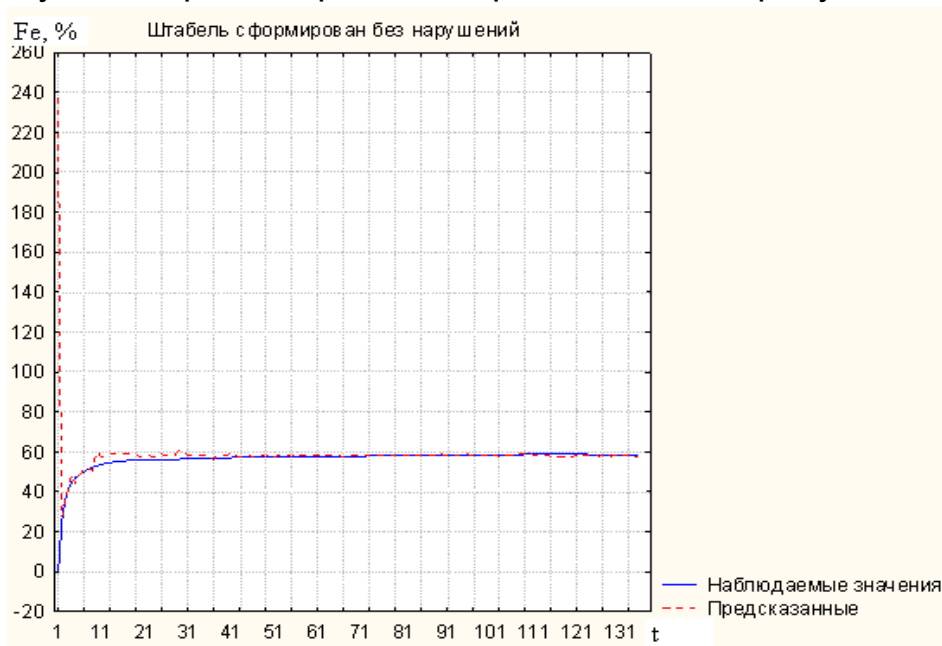


Рис. 3. Результат прогнозирования средневзвешенного содержания железа в штабеле

По результатам прогнозирования средневзвешенного содержания железа в штабеле с использованием таблицы № 1, была произведена классификация технологической ситуации. Результат классификации представлен на рисунке 4.

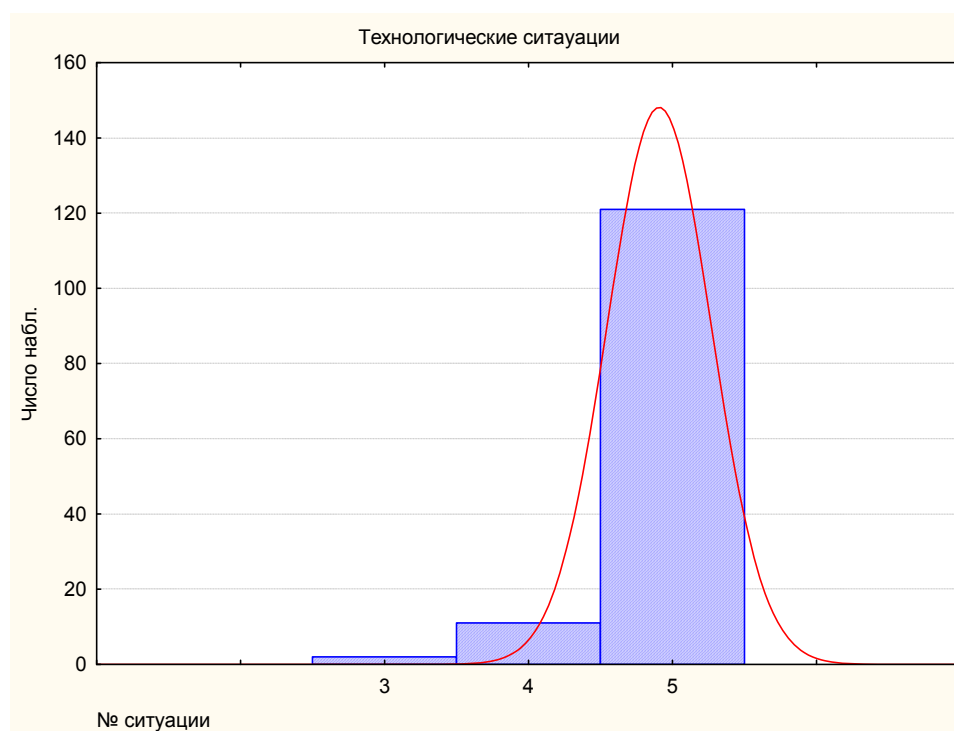


Рис. 4. Соответствие технологической ситуации прогнозируемому значению нейронной сети

Для получения зависимости изменения прогнозируемого параметра от изменения работы усреднительного комплекса моделировалась рассинхронизация поступления потоков компонентов, а также изменение инвариантов на определенный период, при этом фиксировалось состояние средневзвешенного железа в штабеле через каждый час. Результат моделирования сведен в таблицу 3.2.

Таблица 2

Результаты моделирования

№	Ситуации	Функция изменения	Коэффициент детерминации
1	Прерывание потоков ДОФ	$y = 0,001t^2 - 0,003t + 60,39;$	$R^2 = 0,994$
2	Прерывание потоков РОФ	$y = 0,084t + 60,32;$	$R^2 = 0,967$
3	Прерывание потоков БСР	$y = -0,005t^2 + 0,055t + 60,31;$	$R^2 = 0,899$
4	Прерывание потоков при- возного сырья	$y = -0,234t + 60,22;$	$R^2 = 0,941$
5	Изменение инвариантов ДОФ/Привозное	$y = -0,156t^2 + 1,229t + 58,80;$	$R^2 = 0,724$
6	Изменение инвариантов	$y = -0,157t^2 + 1,303t +$	$R^2 = 0,769$

	РОФ/Привозное	58,80;	
7	Изменение инвариантов БСР/Привозное	$y = -0,157t^2 + 1,242t + 58,80;$	$R^2 = 0,731$

Как видно из таблицы 2 коэффициент детерминации R^2 достаточно высок, что говорит о качественных результатах прогнозирования выбранной нейронной сети. Результат прогнозирования различных технологических ситуаций представлен на рисунке 5.

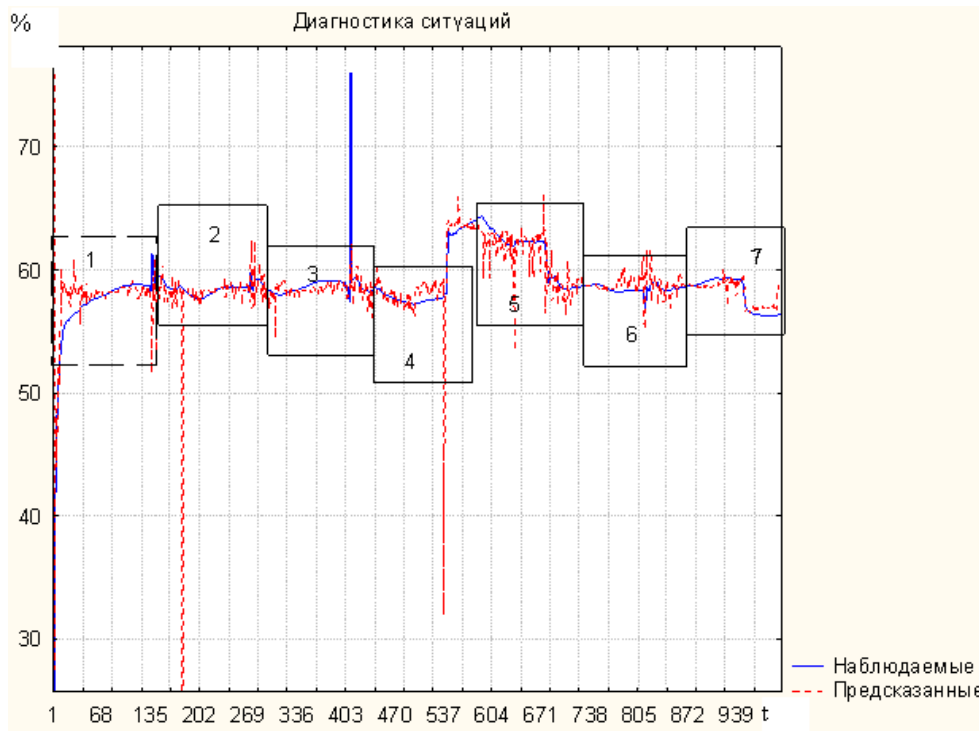


Рис. 5. Прогнозирование технологических ситуаций

2. Разработка способов оптимизации управляющих воздействий.

Решение задачи оптимизации управляющих воздействий при формировании штабеля шихты сводится к распределению плановых объемов ведомых компонентов внутрисменными интервалами времени между партиями привозных руд таким образом, чтобы минимизировать функцию:

$$F(\lambda) = \alpha_1 \left(\frac{Fe_{шт}^{прогн} - Fe_{шт}^{зад}}{\Delta Fe} \right)^2 + \alpha_2 \left(\frac{M_{шт}^{пр} - M_{шт}^{зад}}{\Delta M} \right)^2 + \alpha_3 \left(\frac{\beta_{шт}^{прогн} - \beta_{шт}^{зад}}{\Delta \beta} \right)^2 + \alpha_4 \left(\frac{\varphi_{шт}^{прогн} - \varphi_{шт}^{зад}}{\Delta \varphi} \right)^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

где $Fe_{шт}^{прогн}$ и $Fe_{шт}^{зад}$ - заданное и прогнозное значение средневзвешенного железа в штабеле, $M_{шт}^{пр}$ и $M_{шт}^{зад}$ - заданное и прогнозное значения отдозированной массы штабеля, $\beta_{шт}^{прогн}$ и $\beta_{шт}^{зад}$ - прогнозное и заданное значение доли брака в штабеле, $\varphi_{шт}^{прогн}$ и $\varphi_{шт}^{зад}$ - прогнозное и заданное значение укладки материалов в штабеле, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ - коэффициенты значимости целевой функции, $\Delta Fe, \Delta M, \Delta \beta, \Delta \varphi$ - весовые коэффициенты.

Для компенсации рассинхронизации, возникающей вследствие нарушения графика подачи компонентов на УУК, необходимо оптимизировать время выпуска материальных потоков из накопительных бункеров, для поддержания соотношения ведущих и ведомых компонентов по каждому j -му материальному потоку.

Рассматривается задача управления расходами ведомых компонентов на конечном интервале времени, которая сводится к расчету последовательности значений u_i , обеспечивающих минимум критерия. Следует отметить, что диапазон изменения времени запаздывания между точками дозирования компонентов ЖРЧШ и сборным конвейером перед усреднительным складом на порядок меньше периода времени между поступлениями очередной партий ведущего компонента, поэтому оптимизационную задачу можно решать как квазистатическую.

Процесс управления включает в себя N шагов. Количество шагов определяется количеством партий привозного сырья, поступающих в течении смены.

Существенное повышение качества управления соответствует выполнению плана расходов ведомых компонентов шихты, когда расходы ведомых компонентов распределяются на расходы партий привозных руд оптимальным образом.

Кроме этого, путем декомпозиции, возникает задача определения оптимальной скорости выпуска материальных потоков из бункеров, в случае возникновения рассинхронизации потоков поступающих на усреднение (рисунок 6).

$$Q_i^{нов} = \frac{M_j^{мек}}{\left(\frac{M_j^{мек}}{Q_j^{мек} + N - t_{раз}} \right)}, \quad (7)$$

где $M_j^{\text{текущие}}$ - текущие запасы j-го компонента на УУК, $Q_j^{\text{заданные}}$ - заданные расходы j-го компонента, N – время задержки поступления материальных потоков на УУК; $t_{\text{раз}}$ - время разгрузки на УРД.

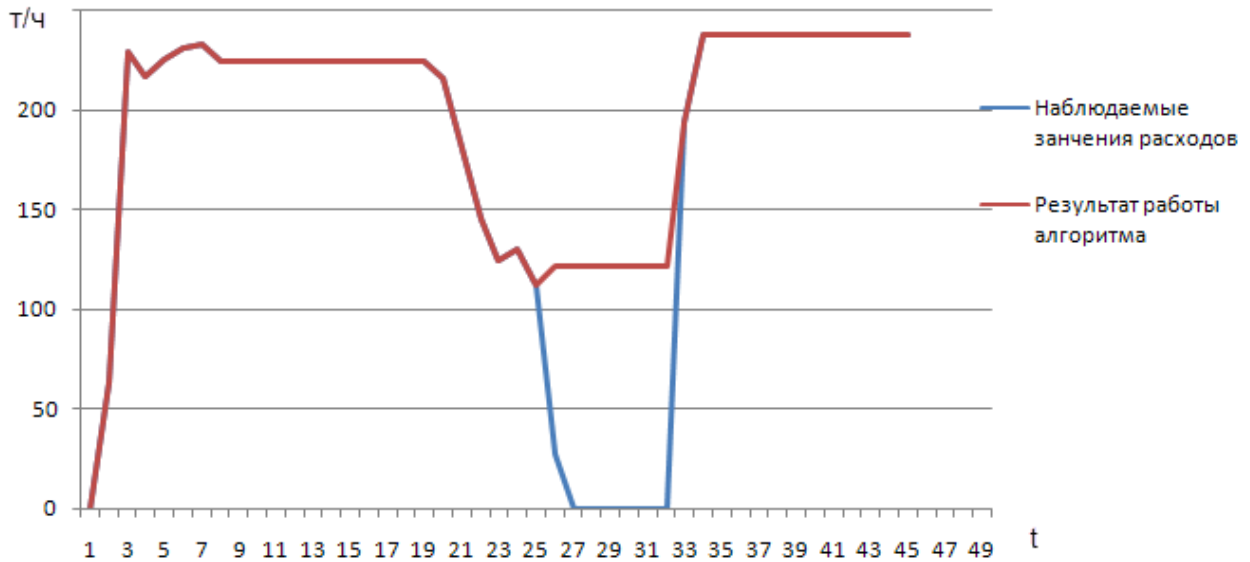


Рис. 6. Результат работы алгоритма

При этом расход ведомого компонента рассчитывается по формуле:

$$Q_{\text{ведом.комп.уст}} = Q_{\text{ведущ.комп.факт}} \cdot K_{\text{уставки}} \quad (8)$$

где $Q_{\text{ведущ.комп.факт}}$ – фактический часовой расход ведущего компонента, т;

$Q_{\text{ведом.комп.уст}}$ – устанавливаемый часовой расход ведомого компонента, по которому обнаружено отклонение, т;

$K_{\text{уставки}}$ – коэффициент уставки соотношения расхода ведомого компонента по отношению к объему ведущего, %.

Тогда оптимизация управляющих воздействий в ходе формирования штабеля с учетом выражения (8), запишется как:

$$F(\lambda) = \alpha_1 \left(\frac{Fe_{\text{шт}}^{\text{прогн}} - Fe_{\text{шт}}^{\text{зад}}}{\Delta Fe} \right)^2 + \alpha_2 \left(\frac{M_{\text{шт}}^{\text{пр}} - M_{\text{шт}}^{\text{зад}}}{\Delta M} \right)^2 + \alpha_3 \left(\frac{\beta_{\text{шт}}^{\text{прогн}} - \beta_{\text{шт}}^{\text{зад}}}{\Delta \beta} \right)^2 +$$

$$\alpha_4 \left(\frac{\varphi_{\text{шт}}^{\text{прогн}} - \varphi_{\text{шт}}^{\text{зад}}}{\Delta \varphi} \right)^2 + \alpha_5 \left(\frac{Q_i^{\text{нов}} - Q_i^{\text{зад}}}{\Delta Q} \right)^2 \rightarrow \min \quad (9)$$

Таким образом разработанная модель оценки процесса формирования штабеля шихты, основанная на выявлении классов функциональных состояний и скрытых нелинейных связей между показателями

телями состояния методом сингулярного разложения, с использованием нейронной сети позволяет оперативно выявлять нелинейные взаимосвязи между показателями процесса формирования штабеля, что дает возможность снизить уровень неопределенности при принятии решения эксперта. Разработанный подход к оптимизации управляющих воздействий, способствует повышению качества управления процессом формирования штабеля шихты.

Литература

1. *П.Г. Русаков*. Разработка теоретических основ производства агломерата стабильного химического состава : Дисс. докт. техн. наук : 05.16.02. - Коммунарск, 1989- 168 с.

2. *Карибский, В.В.* Техническая диагностика объектов контроля / *В.В. Карибский, П.П. Пархоменко, Е.С. Согомонян*. - М. : Энергия, 1967. -78 с.

3. *Карибский В.В.* Основы технической диагностики / *В.В. Карибский, П.П. Пархоменко, Е.С. Согомонян, В.Ф. Далчев*. - М. : Энергия, 1976. -464 с.

E-MAIL:VETRODUB@GMAIL.COM