

БАЛАНС КАК ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА РАБОТЫ ПРЕДПРИЯТИЯ

Спесивцев А.В., Дудорова М.Л.
(ЗАО «Технолинк», Санкт-Петербург)
sav2050@gmail.com, mldudorova@yandex.ru

Аннотация

На примере золотоизвлекающей фабрики проведено сравнение двух концептуально различных методик расчета балансов: графовой и нейро-нечеткой. Показана предпочтительность применения мультимодельного подхода к анализу деятельности предприятия в рамках информационно-измерительной системы.

Ключевые слова: графовые и нейро-нечеткие модели, баланс предприятия, информационно-измерительная система.

Введение

Развитие методов извлечения, обработки и представления информации в сочетании с мощной аппаратной и программной поддержкой позволяет рассматривать баланс как информационно-измерительную систему (ИИС) деятельности предприятия в целом. Основные предпосылки к этому следующие:

- баланс сводит результаты деятельности предприятия в виде измеренных величин;
- измеренная величина составляющей баланса является по своей сути конечным звеном соответствующего информационного канала (ИК), замыкающим цепочку измеряемого компонента баланса;
- наличие множества составляющих баланса обуславливает множество ИК по всем компонентам;

- сведение данных в баланс требует соблюдения системы единства измерений;

- система единства измерений требует выполнения соответствующей метрологической обеспеченности, регламентируемой набором ГОСТов, СТП и НТД различных уровней.

Метрологическое обеспечение требуемой сходимости баланса заключается в последовательном обеспечении иерархически выше расположенных источников информации необходимой точности и является, таким образом, связующей «красной нитью» всех подразделений предприятия.

Результаты измерений напрямую зависят от уровня интеллектуализации измерительных систем, так в самом простом случае – измерения значений параметров без интерпретации – обобщенное уравнение интеллектуальных измерений будет [1]:

$$(1) \quad h_i^x \mid \{MX_{x_i}\} = \arg \min_{x_i; \varphi_{j_i}} C_{x_i} [\varphi_{j_i}(x_i \mid Y_{x_i})],$$

а если рассматривать измерительный процесс в самом общем виде, то есть с интерпретацией в лингвистической форме (выводы или рекомендации) состояния объекта измерения (ОИ) относительно полученных знаний в виде вектора зависимостей и параметров, то обобщенное уравнение примет иной вид:

$$(2) \quad \begin{aligned} & h_i^{d_{f_x}} \mid \{MX_{d_{f_x}}\} = \\ & = \operatorname{argmin} \\ & \begin{matrix} d_{f_i}; \varphi_{j_{d_{f_i}}} \mid \varphi_{j_{d_{x_i}}}; \varphi_{j_{d_{x_i}}} \\ d_{x_i}; \varphi_{j_{f_i}} \mid \varphi_{j_{x_i}}; \varphi_{j_{x_i}} \end{matrix} \\ & C_{d_{f_x}} [\varphi_{j_{d_{x_i}}} (\{h_i^{d_f} \mid h_i^f \mid h_i^{d_x} \mid h_i^x \mid \{MX_{d_{f_i}}\} \mid \{MX_{d_{x_i}}\}\} \mid Y_{d_{f_x}})] \end{aligned}$$

где C – обобщенный критерий принятия решения;

x_i – экспериментальные данные;

f_i – знания;

d_i – лингвистические решения;

φ_j – алгоритмы решений;

h_i – измерения.

К сожалению, в реальной измерительной и общепромышленной практике информация применяется преимущественно в виде, описываемом уравнением (1), не предоставляя возможности накопления и обобщения знаний для развития и перехода к более интеллектуальным АСУТП и АСУП.

Применительно к расчету балансов материальных потоков сложных технологических систем с целью их проектирования или оптимизации задача сводится в общем случае к расчету коэффициентов функциональных связей и некоторой части или всех внутренних обобщенных потоков [2,3]. Проблема же составления отчетных балансов предприятий наталкивается, как правило, на целый ряд дополнительных объективных трудностей, главными из которых являются не только слабая метрологическая обоснованность количественных измерений, но и отсутствие новых методологических подходов, позволяющих эффективно справляться с невязками. Так, метод максимума правдоподобия для расчета балансов в свое время послужил скорее научной попыткой поиска решения возникающих трудностей, чем руководством к действию.

Бурно развивающееся направление искусственных нейронных сетей (ИНС) в сочетании с элементами нечетких множеств [4] представляет, на наш взгляд, наиболее удобный математический аппарат для расчета балансов предприятия, поскольку присущая исходной информации нечеткость не оказывает существенного влияния на точность получаемых при помощи нейро-нечеткой модели результатов.

В данной статье предлагается мультимодельный подход к проблемам расчета материальных балансов, основанный на применении аппарата потоковых графов [2] и нечетких нейронных моделей [4] как составных частей общей информационно-измерительной системы функционирования предприятия [1].

Поскольку исследование проводится применительно к условиям золотоизвлекательной фабрики (ЗИФ), то для соблюдения конфиденциальности на всех рисунках данные представлены в условных единицах, что не мешает оценке степени согласия расчетных с оперативными данными и анализу в целом.

1. Построение графовой модели

Основой для построения модели служит, как известно из теории [2], существующий вариант структурной схемы обогащения (рис. 1). Полная структура редуцировалась путем исключения узлов, в которых не происходило разделения материального потока, как, например, при измельчении. На основе редуцированной структуры проводилось построение графа. Технологические узлы, разделяющие материальный поток, принимались в качестве вершин графа и обозначались кружком с соответствующим порядковым номером. Потoki материала между вершинами графа обозначались дугами со стрелками в направлении движения. Каждой дуге присваивалось индивидуальное имя: $L_{n_1.n_2}$, где n_1 – номер вершины источника, n_2 – номер вершины приемника.

После этого все входные и выходные вершины объединялись в одну вершину, в результате чего был получен циклический граф (рис. 2).

На основе полученного графа была построена структурная матрица, которая содержит в себе информацию о всех вершинах графа и связанных с ними дугах. Затем было выделено дерево графа, не имеющее циклов. При этом все дуги разделены на ветви (дуги, входящие в дерево) и хорды (дуги, входящие в дополнение дерева). Количество неизвестных по технологическим условиям потоков равно количеству уравнений, поэтому никаких дополнительных условий на основе анализа циклического потокового графа не потребовалось. В качестве хорд выбраны дуги графа, которые отвечают известным из технологических условий потокам.

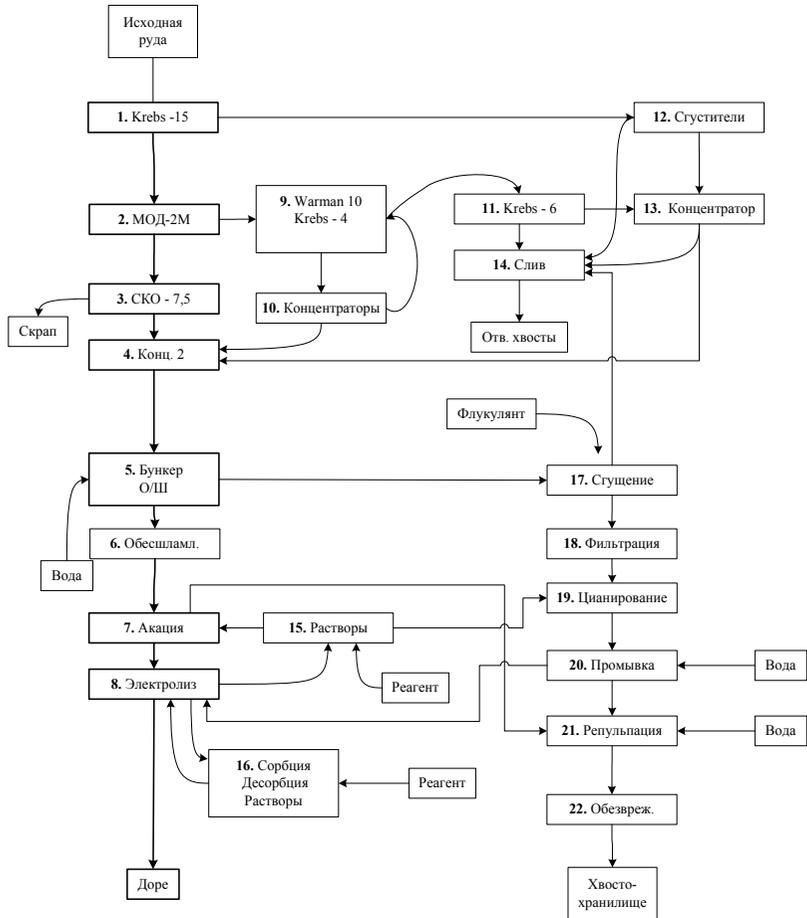


Рис.1. Упрощенная технологическая схема ЗИФ

сначала шли строки, отвечающие хордам, а затем – ветвям дерева (в порядке возрастания номеров).

На основе цикломатической матрицы графа строилась система независимых уравнений (1) баланса для нахождения неизвестных ветвей дерева [2].

$$\begin{aligned}
 L_{1,2} &= L_{0,1} - L_{1,12} \\
 L_{2,3} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} \\
 L_{3,4} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} - L_{3,0} \\
 L_{4,5} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} - L_{3,0} + L_{10,4} + L_{13,6} \\
 L_{5,6} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} - L_{3,0} + L_{10,4} + L_{13,6} - L_{5,17} \\
 L_{6,7} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} - L_{3,0} + L_{10,4} + L_{13,6} - L_{5,17} + L_{0,6} \\
 L_{7,8} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} - L_{3,0} + L_{10,4} + L_{13,6} - L_{5,17} + L_{0,6} - L_{7,22} \\
 &\quad + L_{15,7} \\
 L_{8,0} &= L_{0,1} - L_{1,12} - L_{2,9} - L_{3,0} + L_{10,4} + L_{13,6} - L_{5,17} + L_{0,6} - L_{7,22} \\
 &\quad + L_{15,7} - L_{8,15} + L_{20,8} + L_{0,16} \\
 L_{9,11} &= L_{2,9} + L_{9,10} - L_{10,4} \\
 (3) \quad L_{10,9} &= L_{9,10} - L_{10,4} \\
 L_{11,4} &= L_{2,9} + L_{9,10} - L_{10,4} - L_{11,13} \\
 L_{12,14} &= L_{1,12} - L_{12,13} \\
 L_{13,14} &= L_{11,13} + L_{12,13} - L_{13,6} \\
 L_{14,0} &= L_{1,12} + L_{2,9} - L_{10,4} - L_{11,13} - L_{13,6} \\
 L_{15,19} &= L_{8,15} - L_{15,7} + L_{0,15} \\
 L_{16,8} &= L_{8,16} + L_{0,16} \\
 L_{17,18} &= L_{5,17} - L_{17,14} + L_{18,17} + L_{0,17} \\
 L_{18,19} &= L_{5,17} - L_{17,14} + L_{0,17} \\
 L_{19,20} &= L_{5,17} - L_{17,14} + L_{0,17} + L_{8,15} - L_{15,7} + L_{0,15} \\
 L_{20,21} &= L_{5,17} - L_{17,14} + L_{0,17} + L_{8,15} - L_{15,7} + L_{0,15} - L_{20,8} + L_{0,20} \\
 L_{21,22} &= L_{5,17} - L_{17,14} + L_{0,17} + L_{8,15} - L_{15,7} + L_{0,15} + L_{0,20} + L_{0,21} \\
 L_{22,0} &= L_{7,22} + L_{5,17} - L_{17,14} + L_{0,17} + L_{8,15} - L_{15,7} + L_{0,15} + L_{0,20} \\
 &\quad + L_{0,21}.
 \end{aligned}$$

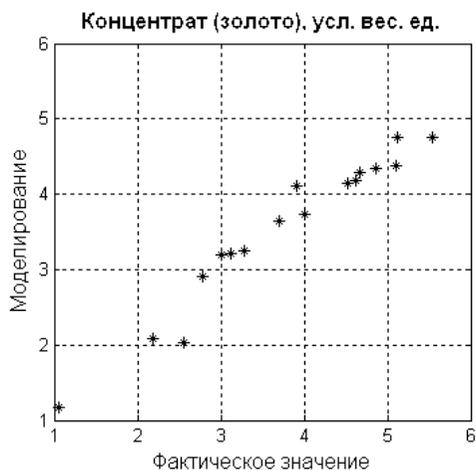
На основе данных производства и проведенного генопробования рассчитаны неизвестные коэффициенты функциональных связей между вершинами графа, то есть пределами ЗИФ, а затем по созданному алгоритму расчета балансов (3) проведена проверка его сходимости с данными оперативного контроля на суточном базисе.

На рис. 3 приведены графики сравнения рассчитанных по графовой модели (3) значений золота с фактическими в

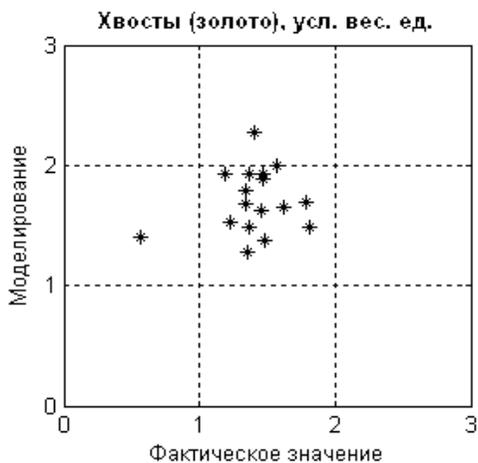
продуктах гравитационного передела фабрики: золоту в концентрате (рис. 2, дуга $L_{4,5}$) и отвальных хвостах (рис. 2, дуга $L_{14,0}$).

Характер расположения точек (рис. 3, а) указывает на тесную (коэффициент корреляции $r = 0,91$) взаимосвязь расчетных и фактических данных. Однако, в области высоких значений количества золота, передаваемого с концентратом в гидрометаллургическое отделение фабрики (ГМО), наблюдается некоторое систематическое отклонение от теоретической линии регрессии (диагонали), лежащее в пределах допустимой ошибки. Расчетные потери золота с отвальными хвостами (рис. 3, б) не превышают фактические и колеблются практически в пределах ошибки их определения.

Более детальный анализ полученных результатов проведем ниже в п. 3.



a



б

Рис.3. Сравнение рассчитанных по графовой модели (1) значений с балансовыми данными посуточных оперативных отчетов предприятия:

а – золото в концентрате; *б* – содержание золота в отвальных хвостах

2. Построение нечеткой нейронной модели

Основными компонентами «мягких» вычислений является теория нейронных сетей, нечеткая логика и генетические алгоритмы. Все эти методы основываются на идее увеличения полноты и качества знаний путем комбинирования фактов и использования метазнаний о возможностях комбинирования фактов. Для формализации неопределенности экспертных знаний методы «мягких» вычислений используют разнообразные априорные оценки, факторы уверенности, интервальные степени доверия, условные вероятности и нечеткие множества. В последнее время при разработке экспертных систем время довольно широко используют методы моделирования на основе искусственных нейронных сетей [4].

Большинство моделей искусственных нейронных сетей (ИНС) требуют обучения. В общем случае, обучение — такой выбор параметров сети, при котором сеть лучше всего справляется с поставленной проблемой. Для обучения ИНС часто используется алгоритм обратного распространения ошибки, позволяющий эффективно решать различные диагностические и прогностические задачи. Настройка весовых коэффициентов представляет собой адаптивный процесс поиска глобального минимума некоторой целевой функции.

Довольно часто схему нечеткого рассуждения реализуется на основе нейро-нечеткого подхода [4], используя при этом метод обучения «с учителем». В случае большого объема обучающей выборки применяют кластерный анализ. Кластерный анализ не требует априорных предположений, накладываемых на выборку. Кроме того, для построения адекватных моделей часто необходимо учитывать несколько входных переменных.

Построение нечеткой нейронной модели проводилось в инженерной среде Matlab на основе нейро-нечеткого подхода в пакете Fuzzy Logic Toolbox.

Для анализа исходных данных был использован редактор нечетких нейронных систем – ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy training of Sugeno-type FIS).

Перед построением нечеткой модели производилась кластеризация данных методом «определения точек сгущения» (Subtractive clustering). Задавались только «области влияния» центров кластеров по каждой переменной (в предположении, что область определения данных переменных – многомерный параллелепипед), которые представляют собой неотрицательные числа, меньшие единицы. Каждое такое число означает «область влияния» каждой переменной от диапазона изменения этой переменной.

Исходным материалом для построения модели служили те же данные оперативного контроля деятельности предприятия, что и для графовой модели. Весь объем данных был разделен на две выборки – обучающую и контрольную.

Поскольку главной задачей являлось получение адекватных оценок баланса предприятия по основным компонентам с минимальным расхождением, то результаты расчетов по обученной нейро-нечеткой модели продемонстрируем в сопоставлении с фактическими данными предприятия.

На рис. 4 представлены числовые данные по количеству золота, передаваемого с концентратом в гидрометаллургическое отделение (ГМО), и содержания золота в отвальных хвостах золотоизвлекательной фабрики, как и на рис. 3.

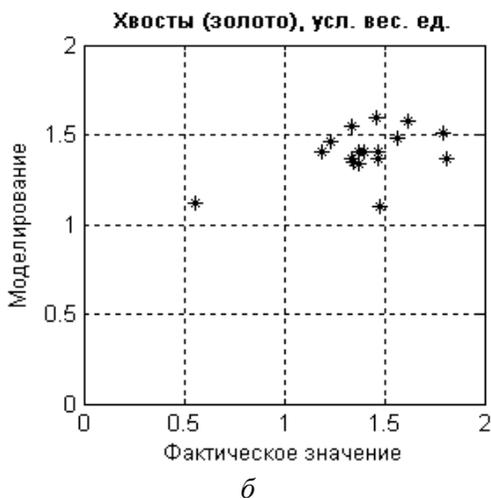
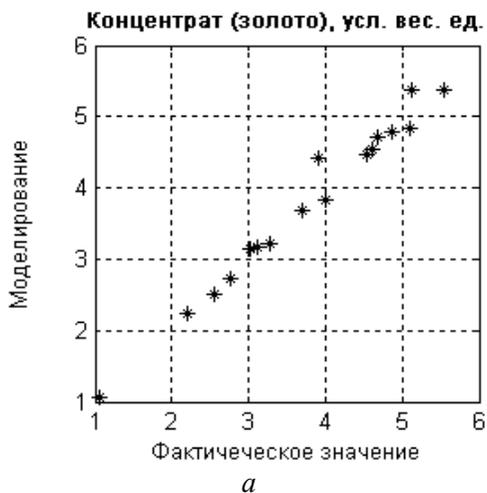


Рис.4. Сравнение рассчитанных по нейро-нечеткой модели значений с балансовыми данными посуточных оперативных отчетов предприятия:

а – золото в концентрате; б – потери золота в отвальных хвостах

Расположение точек содержания золота в концентрате (рис. 4, а) вдоль диагонали указывает на отсутствие систематической ошибки в определении модельных значений. Поведение золота в хвостах предсказано этой моделью достаточно точно с небольшим размахом колебаний.

Сравнительный анализ результатов по обоим методам проведем ниже.

3. Обсуждение результатов

На рис.5 приведены графики поведения точек, рассчитанных по обоим моделям.

Прежде всего, следует отметить практически полное совпадение расчетных значений (рис. 5, а) для основных массопотоков золота.

В случае же с потерями золота в хвостах дело обстоит иначе (рис. 5, б): явно прослеживаются и систематические отклонения от теоретического поведения тенденции (диагонали), и зависимость различий от величины потерь золота.

Для установления причин подобных расхождений необходим более глубокий анализ как со стороны особенностей привлекаемых методов, так и самого производства в части представительности результатов химического определения малых количеств золота.

В качестве причин такого «несоответствия» можно указать высокое допустимое расхождение между параллельными определениями пробирного метода анализа при низких содержаниях золота (более 30 % отн.). При таких допусках практически все значения находятся в пределах допустимой по химическому анализу погрешности и придавать какой-либо смысл расхождениям не корректно с точки зрения метрологии.

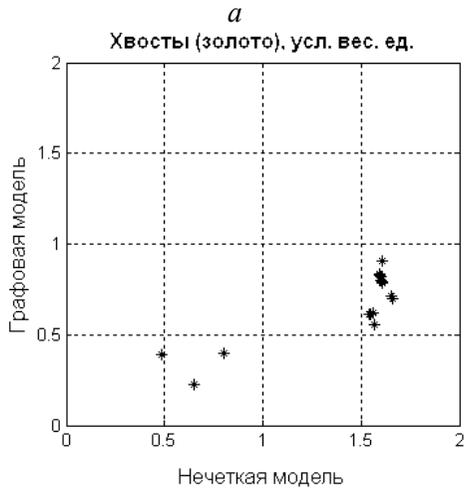
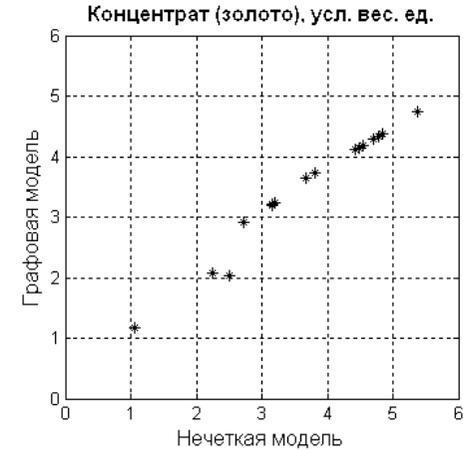


Рис.5. Сравнение рассчитанных по нейро-нечеткой и графовой (1) моделям значений:

а – золото в концентрате; б – потери золота с отвальными хвостами

В отношении слабой прогностической способности обеих моделей по потерям золота с отвальными хвостами можно сделать, по крайней мере, два вывода: либо применяемый метод

химического анализа метрологически не обеспечивает необходимую точность и тогда его нужно заменить другим, либо сама технологическая схема достигла предела своих возможностей по доизвлечению золота из хвостов, и тогда она нуждается в модернизации.

Как следствие, из этих двух выводов вытекает необходимость узаконивания степени невязок балансов для данного конкретного предприятия с принятой стабильной технологической схемой извлечения золота.

4. Заключение

ИИС включает, как правило, множество подсистем. Так, проведенное выше исследование относится к информационной подсистеме «Баланс металлов», которая функционирует на основе данных, формируемых автоматизированными системами аналитического и количественного учета (АСАК и АСКУ) технологических продуктов предприятия. При этом производится расчет не только товарного баланса с необходимой дискретностью (сутки, декада, месяц, квартал, год), но и технологического как по предприятию в целом, так и по отдельным технологическим переделам.

Создание информационной подсистемы «Баланс металлов» как неотъемлемой части ИИС, кроме собственно расчета материальных балансов, решает вопросы взаимодействия с другими бизнес-процессами (производственная деятельность, бухгалтерский учет, налоговый учет и др.). Это органично реализуется, так как подсистема «Баланс металлов» входит в состав программного обеспечения АСУТП ЗИФ на правах клиентского приложения.

При этом создаются реальные условия оперативного контроля и принятия своевременных мер по снижению:

- материальных потерь, их возможных причин и источников;
- удельного расхода реагентов, энергоносителей, материалов и т.д.;
- уровня вредных выбросов и сливов в окружающую среду с расчетной оценкой штрафов при отклонении от нормы и др.

Следует обратить внимание и на методологические аспекты. Расчет балансов материальных потоков сложных процессов при известных величинах регламентных входных или выходных потоков относится к задачам, где расчетными переменными являются коэффициенты функциональных связей и некоторая часть или все внутренние потоки [2]. При детерминированном подходе, как, например, при построении графовой модели в п. 1, задаваемые и рассчитываемые величины коэффициентов традиционно представляются точечными оценками. В этом случае возникают невязки балансов, с которыми, согласно общепринятым правилам «необходимо бороться», то есть свести к нулю. Вполне понятная с точки зрения бухгалтерского учета, такая стратегия «тотального обнуления» воспитала у производителей точечное восприятие любых оценок. При этом игнорируется даже тот факт, что «0» – также значение иотягчено такой же ошибкой, как и другие измеренные определения. Сама же величина ошибки присуща данному конкретному процессу и зависит от многих составляющих по аддитивному закону накопления ошибок [6]. В теории статистики и экономической практике использования балансовых моделей для прогноза уже давно используются интервальные оценки [7], но на производстве инерция привычки «обнулять» любой баланс очень живуча, и, видимо, бороться с ней придется еще очень долго.

Оценивая результаты проведенного исследования, следует подчеркнуть, что оба метода построения прогнозных моделей органично дополняют друг друга в ИИС. Так, в условиях стабильной технологической схемы переработки золотоносных руд нейро-нечеткая модель вполне пригодна как для текущего расчета балансов, так и для эффективного прогнозирования изменения основных массопотоков в изменяющихся ситуациях. Если же схема переработки претерпевает изменения, то предпочтительнее построение графовых моделей, поскольку, кроме расчета балансов, они предусматривают возможность оптимизации и самих технологических схем [2].

В целом же, учитывая сложность существующих технологий и рыночные требования к рентабельности

производства, необходимо требуют постоянной модернизации и отдельных видов оборудования, и технологических цепочек аппаратов. В таких условиях мультимодельный подход построения прогнозных моделей ИИС предпочтительнее.

Литература

1. НЕДОСЕКИН Д.Д., ПРОКОПЧИНА С.В., ЧЕРНАВСКИЙ Е.А. *Информационные технологии интеллектуализации измерительных процессов.* – СПб.: Энергоатомиздат, 1995. – 178 с.
2. КАФАРОВ В.В., МЕШАЛКИН В.П., ПЕРОВ В.Л. *Принципы математического моделирования химико-технологических систем.* М.: Химия, 1974. 343 с.
3. МАЛКОВ Ю.А., ОСТРОУХОВА Л.А., БАБКИН В.А. *Применение метода математического моделирования для разработки технологии извлечения экстрактивных веществ из древесины лиственницы.* // Химия растительного сырья. 2002. № 2. стр. 133-138.
4. КРУГЛОВ В. В., БОРИСОВ В. В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика.* – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002, – 382 с.:ил.
5. ЛЕОНЕНКОВ А.В. *Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH.* СПб.: БХВ-Петербург, 2003.- 736с.
6. НАЛИМОВ В.В. *Теория эксперимента.* М.: Наука, 1971. – 208 с.
7. КЕНДАЛЛ М., СТЮАРТ А. *Статистические выводы и связи.* – М.: Наука, 1973. – 900 с.