

П.Ю. Сокольчик, С.И. Сташков, М.В. Малимон

Пермский национальный исследовательский
политехнический университет, Пермь, Россия

ПРОГНОЗ И УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ ГЕТЕРОГЕННЫХ СЫПУЧИХ СМЕСЕЙ

Сыпучие гетерогенные смеси используются при производстве сухих тампонажных смесей, бетонов, цементов, мастик. Одной из основных проблем для таких производств является управление качеством готовой продукции, которая заключается в поддержании показателей качества в заданном диапазоне и в минимизации дисперсии показателей качества нескольких различных партий, предназначенных для одного потребителя. Разброс показателей качества даже при точном соблюдении рецептуры с использованием весового метода дозирования возникает из-за дисперсии показателей качества исходного сырья, поставляемого различными производителями. Для решения этих проблем могут быть использованы методы прогноза показателей качества на основе модельных зависимостей, связывающих показатели качества готовой продукции и показатели качества исходных компонентов, построенные на основе формальных методов с использованием данных лабораторных исследований. В случае, если предприятие само подбирает рецептуру и имеет опытное производство, необходимо решить также и обратную задачу. По заданным показателям качества подобрать необходимую рецептуру. В статье рассмотрены примеры формирования модельных зависимостей, связывающих показатели качества входных составов и готовой продукции, как для простых случаев, когда они могут быть описаны линейными уравнениями регрессии, так и для случаев, когда эти связи нелинейны (использованы нейросетевые модели). На основе полученных модельных зависимостей созданы пары моделей, решающих прямую и обратную задачи и описывающих конкретный пример – прецедент. На основе совокупности прецедентов формируется база знаний для конкретного производства. Пример рассмотрен для производства сыпучих магнезиальных тампонажных смесей и пенобетонов.

Ключевые слова: качество продукции, гетерогенная композиция, управление качеством, прогноз качества, моделирование, сухая тампонажная смесь, бетоны.

P.Yu. Sokolchik, S.I. Stashkov, M.V. Malimon

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

QUALITY FORECAST AND QUALITY MANAGEMENT OF GRANULAR HETEROGENEOUS MIXTURES

Production of granular heterogeneous mixtures prevalent in industries such as the production of magnesia oil-well cement, concrete, cement, mastic. One of the main problems for the such productions is the quality control of finished products, which is the maintenance quality parameters in the specified range and minimize the dispersion of the quality of several different batches intended for one user. The spread quality parameters even with strict observance of recipes using the weighting method of batching is due to the dispersion of the quality of feedstock supplied by various manufacturers. For solving these problems, can be used forecasting methods based on indicators of the quality of dependences of linking the model parameters and the quality of the finished product quality indicators and starting components are based on formal methods using data from laboratory research. If the enterprise itself selects recipes and has a pilot production is necessary to solve the converse problem. According the specified quality indicators match a necessary recipe. The article considers examples of the formation of dependences of linking the model input parameters of quality formulations and finished products, both for simple cases when they can be described by linear regression equations, and for the cases when these connections are not linear (in the article are used neural network model). On the basis of model dependences of created by a pair of models solved by direct and inverse problems and describe a concrete example – a precedent. On the basis of precedent set is generated knowledge base for a particular production. The example considered for granular production of magnesia oil-well cement and foam concrete.

Keywords: *quality products, the heterogeneous compositions, quality management, the quality prediction, modeling, magnesia oil-well cement, concrete.*

Сухие гетерогенные композиции широко используются при производстве строительных смесей, бетонов, тампонажных смесей и др. Основными технологическими операциями при получении этих смесей являются операции дозирования и смешения. Качество готовой продукции характеризуется несколькими разнородными показателями. Для всех подобных производств при управлении качеством продукции рас-

смаатривают следующие моменты. Во-первых, необходимо попадание всех показателей качества готовой продукции в заданные нормами диапазоны; во-вторых, важно соблюсти воспроизводимость партий продукции. Второй момент особо актуален для дальнейшего применения полученных смесей. Так, например, для тампонажных растворов, находящихся под влиянием высоких температур и механических воздействий, наиболее слабым местом будет то, где будет проходить граница заливки смеси из разных партий с разными (хотя и удовлетворяющих по отдельности требованиям регламента) показателями качества [1–6].

Показатели качества готовой продукции во многом зависят от показателей качества исходных веществ, которые, хотя и проходят входной контроль, имеют между собой значительный разброс, обусловленный, например, поставками от разных производителей.

В общем виде проблема управления качеством схематично представлена на рис. 1.

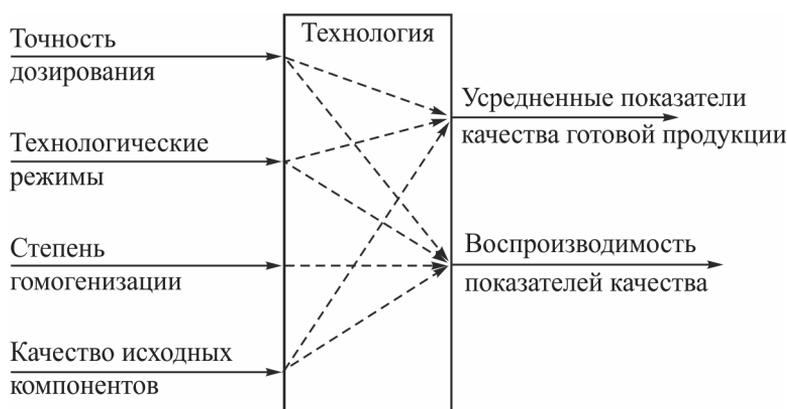


Рис. 1. Факторы, влияющие на показатели качества готовой продукции и воспроизводимость этих показателей

Кроме того, для рассматриваемых производств актуальна проблема разработки новых составов. Для этих целей существуют опытные лаборатории, опытные и опытно-промышленные установки. В этом смысле производство сухих гетерогенных композиций является гибкой производственной системой. Разработка состава с заданными заранее свойствами осложняется также разбросом показателей качества исходных веществ, сложностью влияния и не всегда нелинейными зависимостями влияния показателей качества и количественных показателей сырья на показатели качества готовой продукции. Даже при одинаковом

соотношении компонентов исходной смеси, взятых из разных поставляемых партий, имеющих разное качество, готовая продукция также будет иметь большой разброс по показателям качества.

При составлении рецептуры для получения смесевых композиций с заданными свойствами необходимо учитывать разброс показателей качества исходных компонентов, значениями которых нет возможности управлять.

Поставленные задачи можно решать комплексно¹, используя уже известные прецеденты, занесенные в базу знаний [7–10]. В связи с ростом возможностей современной вычислительной техники появляется возможность помещать обученные модели в базу знаний вида

$$M_{БЗ} = \{M_{i1}, M_{i2}\}, \quad i = 1 \dots k,$$

где $M_{БЗ}$ – база знаний на основе множества нейронных сетей; k – размеры базы знаний; M_i – i -я нейронная сеть; M_{i1} – для прямой задачи (прогноз), M_{i2} – для обратной (управление).

Формирование базы знаний схематично приведено на рис. 2.

В качестве моделей, связывающих входные показатели технологического процесса и показатели качества готовой продукции, могут использоваться регрессионные, нейросетевые или другие адекватные модели.

База знаний формируется следующим образом. Для определенного регламентируемого состава в лабораторных условиях делается серия пробных замесов из существующих компонентов X_1, X_2, \dots, X_n . По данным опытных замесов строится пара моделей состав – качество N_{11} , и качество – состав N_{12} . Модели заносятся в базу знаний как прецедент. Далее по этой паре производится прогноз и управление технологическим процессом, а также оперативный подбор рецептуры.

¹ RUS ISO 10426-1-2000. Промышленность нефтяная и газовая. Цементы и материалы для цементирования скважин. Ч. 1. Технические условия / Федер. агентство по техн. регулированию и метрологии. М., 2000. 58 с.; RUS ISO 10426-2-2003. Промышленность нефтяная и газовая. Цементы и материалы для цементирования скважин. Ч. 2. Испытания цемента / Федер. агентство по техн. регулированию и метрологии. М., 2003. 172 с.

API 10B. Recommended Practice for testing well cements. Washington D.C., 1997. P. 135.

В случае замены сырья может возникнуть ситуация, когда взаимные расчеты, выполненные с помощью пары M_{11} и M_{12} , не совпадают. В этом случае необходимо провести серию опытных лабораторных замесов и по их результатам получить и протестировать вторую пару $\{M_{21}$ и $M_{22}\}$.

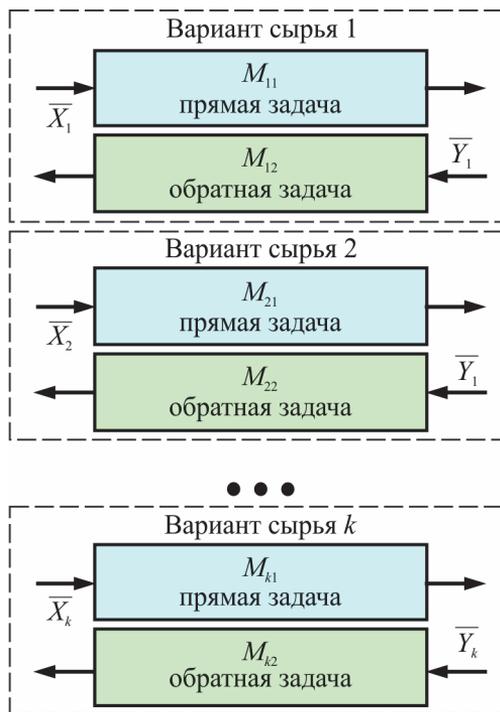


Рис. 2. Графическое представление накапливаемой базы знаний

Далее, при смене исходного сырья проверяются уже две пары $\{M_{21}, M_{22}\}$. В случае, если ни у одной пары не совпадают результаты прямого и обратного вычислений, добавляется третья пара $\{M_{31}, M_{32}\}$ и т.д.

Таким образом, через некоторое время будет создана база знаний, содержащая k пар правил в виде пар моделей, и при смене сырья в базе отыскивается наиболее близкая пара $\{M_{p1}, M_{p2}\}$ путем следующего выбора:

$$\left\{ \mu_1 \mu_2 \dots \mu_i \dots \mu_k \rightarrow \min_{i=1, k} \left| \mu_i = \sum_{j=1}^n (x_j^{(i)} - x_{j1})^2 ; i = \overline{1, k} \right. \right\} \xrightarrow{\text{выбор}} \mu_p,$$

где μ_i ($i = \overline{1, k}$) – критерий близости прецедента из базы знаний к проблемной ситуации (смене сырья); x_{j1} – реальное значение j -го показателя; $x_j^{(i)}$ – значение j -го показателя, полученное для i -й пары $\{M_{1i}$,

M_{2i} } при прямом и обратном вычислениях. Если при этом значение μ_p попадает в заданный диапазон, то в задаче управления используется p -я пара $\{N_{p1}, N_{p2}\}$, иначе следует процесс переобучения этой пары с сохранением. Вновь разработанная пара помещается в базу знаний.

Необходимо отметить, что задача прогноза показателей качества продукции работает достаточно хорошо. Задача подбора состава с помощью моделей может решаться прикидочно, для выявления области дальнейшего поиска.

Рассмотрим пример построения базы знаний для производства сухих тампонажных смесей.

В состав исследуемой сухой магниальной смеси МАГЦЕМ-С входит следующее:

- порошок магнезитовый каустический (83–92 %);
- брусит обожженный (83–92 %);
- триполифосфат натрия (3–5 %);
- реабур (0–1 %);
- микрокремнезем (5–12 %);
- диатемитовая мука (0–1 %).

В качестве моделей можно использовать уравнение модельной регрессии

$$M_x(y) = f(\bar{x}).$$

Для сыпучей тампонажной магниальной смеси в качестве модели можно применить линейную зависимость. Далее будет рассматриваться множественная линейная регрессия вида

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_p),$$

где y – зависимая переменная, результативный признак – показатели качества готовой продукции; x_1, \dots, x_p – независимые переменные, факторы – показатели качества исходного сырья.

Зависимость между x и y линейная, можно построить линейную регрессионную модель: $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n$, где n – количество влияющих факторов [11–13].

Для подтверждения гипотезы о линейной форме уравнения регрессии необходимо определить зависимость между выходными y и входными x параметрами.

Для построения регрессионных моделей использован метод наименьших квадратов. Для полученных уравнений регрессии проверяется адекватность.

Приведен пример оценки значимости коэффициентов на примере выходного параметра y_3 (табл. 1).

Таблица 1

Проверка значимости коэффициента регрессии для y_3

Переменная	Коэффициенты	t -Статистика	t -Табличное
y -Пересечение	0,626	0,185	2,051
x_1	0,155	0,492	
x_2	0,062	2,270	
x_3	-0,038	-0,095	
x_4	4,481	1,959	
x_5	-4,146	-1,812	
x_6	0,045	0,167	
x_7	-0,187	-1,021	
x_8	-0,076	-0,1572	
x_9	-0,342	-0,210	
x_{10}	0,287	0,168	

После определения по табл. 1 критического значения $t_{кр}(\alpha, n_1 + n_2 - 2)$ для соответствующего уровня значимости α и числа степеней свободы $r = n_1 + n_2 - 2$, оно сравнивается с эмпирическим. Если $t_{эмп} \geq t_{кр}$, то различия между средними значениями экспериментальной и коэффициенты существенны на данном уровне значимости.

Сравнив коэффициенты с табличным значением критерия Стьюдента, можно прийти к выводу, что считаться значимым может только коэффициент переменной x_2 ($2,26 \geq 2,051$), и соответственно, уравнение регрессии для переменной y_3 выглядит следующим образом: $y_3 = 0,062x_2$.

Адекватность модели проверялась по критерию Фишера:

$$F = \frac{S_f^2}{S_o^2} = \frac{\sum (\hat{y}_x - \bar{y})^2}{\sum (y - \hat{y}_x)^2} \cdot (n - 2),$$

где S_f^2 – общая дисперсия зависимой переменной y ; S_o^2 – остаточная дисперсия наблюдений относительно модели; n – число наблюдений.

При анализе адекватности уравнения регрессии (модели) исследуемому процессу возможны варианты:

1. Построенная модель на основе F -критерия Фишера в целом адекватна, и все коэффициенты регрессии значимы. Такая модель может быть использована для принятия решений и осуществления прогнозов.

2. Модель по F -критерию Фишера адекватна, но часть коэффициентов незначима. Модель пригодна для принятия некоторых решений, но не для прогнозов.

3. Модель по F -критерию адекватна, но все коэффициенты регрессии незначимы. Модель полностью считается неадекватной. На ее основе не принимаются решения и не осуществляются прогнозы.

Фактическое значение F -критерия Фишера сравнивается с табличным значением $F_{\text{табл}}(\alpha, n_1, n_2)$ при заданном уровне значимости α и степенях свободы числителя n_1 и знаменателя n_2 . Если фактическое значение F -критерия больше табличного $F_{\text{факт}} \leq F_{\text{теор}}$, то признается статистическая значимость уравнения в целом.

Уровень значимости для y_4 $\alpha = 0,95$, $n_1 = 27$, $n_2 = 10$, соответственно, $F_{\text{табл}} = 2,2043$. В расчете $F_{\text{факт}} = 1,42$, т.е. $F_{\text{факт}} \leq F_{\text{теор}}$. Регрессионная модель может считаться адекватной, и эта модель может применяться для прогнозирования результатов.

Также можно составить обратную зависимость $x = f(\bar{y})$ и проверить ее на адекватность.

Сравнив критерии с табличными, можно составить уравнение регрессии для x_2 :

$$x_2 = 0,46y_1 + 4,16y_2 + 1,54y_4 + 2,26y_5.$$

Критерий Фишера для этого уравнения $2,18 < 2,28$ (из таблицы Фишера), а значит, модель адекватная (табл. 2).

Таблица 2

Проверка значимости коэффициента регрессии для x_2

Переменная	Коэффициенты	t -Статистика	t -Табличное
x -Пересечение	0,15	0,690	2,045
y_1	0,46	2,293	
y_2	4,16	2,838	
y_3	0,08	0,368	
y_4	1,54	2,146	
y_5	2,26	2,655	
y_6	0,36	1,765	
y_7	0,42	1,945	

Доказано, что модель, связывающая входные и выходные показатели качества, описывается в исследуемой области линейными моделями.

На примере состава МАГЦЕМ-С составлена совокупность пар моделей.

Прямая модель:

$$M_{11} = \begin{cases} y_1 = 3,46x_4 + 4x_5 + 0,68x_7 \\ y_2 = 0,59 - 3,44x_4 - 3,52x_5 - 0,33x_7 \\ y_3 = 0,062x_2 \\ y_4 = 0,081x_2 + 0,9x_9 \\ y_5 = 0,045x_2 + 2,14x_4 \\ y_6 = 0,54x_1 + 2,26x_6 \\ y_7 = 0,52 + 0,38x_3 - 1,23x_6 \\ y_8 = 0,045x_8 \end{cases}$$

Обратная модель:

$$M_{12} = \begin{cases} x_1 = 0,16y_2 \\ x_2 = 0,46y_1 + 4,16y_2 + 1,54y_4 + 2,26y_5 \\ x_3 = 0,27 + 0,19y_5 + 0,21y_8 \\ x_4 = 0,91 + 0,19y_5 + 0,51y_7 + 0,3y_8 \\ x_5 = 0,94 + 0,25y_5 + 0,51y_7 \\ x_6 = 0,022y_1 + 4,61y_7 \\ x_7 = 0,87 + 0,84y_1 + 1,64y_3 + 0,33y_8 \\ x_8 = 0,16y_2 + 0,2y_6 \\ x_9 = 0,22y_2 - 0,3y_3 - 0,97y_4 + 1,38y_5 \\ x_{10} = 0,2y_2 - 0,33y_3 - y_4 + 1,51y_5 \end{cases}$$

Допустим, что необходимо просчитать показатели качества готовой продукции и сделать вывод о ее пригодности по показателям качества исходных компонентов.

Показатели качества исходных компонентов (рассматривается только два компонента, так как показатели качества остальных компонентов незначимы, на качество получаемой смеси влияет только количество, а не качество других компонентов) приведены в табл. 3.

Таблица 3

Показатели качества исходных компонентов

№ п/п	Параметры исходных компонентов	Обозначение	Значение
Порошок магнизиальный каустический (ПМК)			
1	Показатель УВ100, с	x_1	58
2	Плотность, кг/м ³	x_2	1842

Окончание табл. 3

№ п/п	Параметры исходных компонентов	Обозначение	Значение
3	Время загустевания, мин	x_3	55
4	Сроки схватывания – начало, мин	x_4	75
5	Сроки схватывания – конец, мин	x_5	82
Брусит обожженный (БМО)			
1	Показатель УВ100, с	x_6	14
2	Плотность, кг/м ³	x_7	1726
3	Время загустевания, мин	x_8	18
4	Сроки схватывания – начало, мин	x_9	93
5	Сроки схватывания – конец, мин	x_{10}	100

По уравнениям регрессии рассчитаем выходные показатели качества:

$$\begin{cases} y_1 = 3,46 \cdot 75,0 + 4,0 \cdot 82,0 + 0,68 \cdot 1726,0 = 1761,18 \\ y_2 = 0,59 - 3,44 \cdot 75,0 - 3,52 \cdot 82,0 - 0,33 \cdot 1726,0 = 23,53 \\ y_3 = 0,062 \cdot 1842,0 = 110,52 \\ y_4 = 0,081 \cdot 1842,0 + 0,9 \cdot 93,0 = 232,902 \\ y_5 = 0,045 \cdot 1842,0 + 2,14 \cdot 75,0 = 243,39 \\ y_6 = 0,54 \cdot 58,0 + 2,26 \cdot 14,0 = 0,32 \\ y_7 = 0,52 + 0,38 \cdot 55,0 - 1,23 \cdot 14,0 = 4,2 \\ y_8 = 0,045 \cdot 18,0 = 0,81 \end{cases}$$

Сравнив все показатели качества с техническими условиями (табл. 4), можно прийти к выводу, что смесь с такими показателями качества исходного сырья с очень высокой вероятностью не приведет к выпуску брака.

Таблица 4

Технические условия на смесь

Показатели свойств	Обозначение	Значение
Плотность раствора ρ , кг/м ³ , не более	y_1	1780
Фильтратоотдача раствора Φ , м ³ · 10 ⁻⁶ , не более	y_2	50
Время загустевания раствора до 50 Вс, $\tau_{\text{заг}}$, час: минута	y_3	1:30–3:00
Сроки схватывания, час:минута:		
– начало $\tau_{\text{н.схв}}$, не ранее	y_4	3:00
– конец $\tau_{\text{к.схв}}$, не позднее	y_5	8:00
Увеличение объема цементного камня ΔV , %, через двое суток твердения	y_6	0,2–0,8

Окончание табл. 4

Показатели свойств	Обозначение	Значение
Предел прочности цементного камня при изгибе $\sigma_{изг}$, МПа, через двое суток, не менее	y_7	2,7
Прочность сцепления цементного камня с металлической поверхностью $\sigma_{сц}$, МПа, через двое суток твердения, не менее	y_8	0,5

Для подбора рецептуры в условиях опытного производства рассмотрена ситуация, когда известны показатели качества смеси и необходимо подобрать показатели качества исходных веществ (табл. 5).

Таблица 5

Показатели качества смеси МАГЦЕМ-С

Показатели свойств	Обозначение	Значение
Плотность раствора ρ , кг/м ³	y_1	1750
Фильтратоотдача раствора Φ , м ³ · 10 ⁻⁶	y_2	17
Время загустевания раствора, мин	y_3	155
Сроки схватывания, мин:		
– начало $\tau_{н.схв}$	y_4	230
– конец $\tau_{к.схв}$	y_5	245
Увеличение объема цементного камня ΔV , %, через двое суток твердения	y_6	0,55
Предел прочности цементного камня при изгибе, $\sigma_{изг}$, МПа, через двое суток	y_7	3,87
Прочность сцепления цементного камня с ограничивающей металлической поверхностью $\sigma_{сц}$, МПа, через двое суток твердения	y_8	0,95

По уравнениям регрессии рассчитаем показатели качества:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = 3,57 \cdot 17,0 = 60,69 \\ x_2 = 0,46 \cdot 1750,0 + 4,16 \cdot 17,0 + 1,54 \cdot 230,0 + 2,26 \cdot 245,0 = 1783,69 \\ x_3 = 0,27 + 0,19 \cdot 245,0 + 0,21 \cdot 0,95 = 47,0195 \\ x_4 = 0,91 + 0,19 \cdot 245,0 + 0,51 \cdot 3,87 + 0,3 \cdot 0,95 = 49,7187 \\ x_5 = 0,94 + 0,25 \cdot 245,0 + 0,51 \cdot 3,87 = 64,1637 \\ x_6 = 0,022 \cdot 1750,0 - 4,61 \cdot 3,87 = 20,6593 \\ x_7 = 0,87 + 0,84 \cdot 1750,0 + 1,68 \cdot 155,0 + 0,33 \cdot 0,95 = 1731,5835 \\ x_8 = 1,13 \cdot 17,0 + 0,2 \cdot 0,55 = 19,32 \\ x_9 = 0,22 \cdot 17,0 - 0,3 \cdot 155,0 - 0,97 \cdot 230,0 + 1,38 \cdot 245,0 = 72,14 \\ x_{10} = 0,2 \cdot 17,0 - 0,33 \cdot 155,0 - 230,0 + 1,51 \cdot 245,0 = 92,2 \end{array} \right.$$

Показатели качества исходных компонентов необходимо подбирать со следующими близкими значениями (табл. 6).

Таблица 6

Примерный состав требуемой смеси

Параметры исходных компонентов	Обозначение	Значение
Порошок магнезиальный каустический (ПМК)		
Показатель УВ100, с	x_1	31
Плотность, кг/м ³	x_2	1784
Время загустевания, мин	x_3	47
Сроки схватывания – начало, мин	x_4	50
Сроки схватывания – конец, мин	x_5	64
Брусит обожженный (БМО)		
Показатель УВ100, с	x_6	21
Плотность, кг/м ³	x_7	1732
Время загустевания, мин	x_8	19
Сроки схватывания – начало, мин	x_9	72
Сроки схватывания – конец, мин	x_{10}	92

В случае, когда невозможно использовать регрессионные модели, например из-за их сложности, сильной нелинейной зависимости между входными и выходными параметрами или наличия неизвестных факторов, прибегают к применению моделей, построенных на нейронных сетях (НС). В этом случае НС-модели представляют собой связную пару:

$$M_k = \begin{cases} \bar{Y} = \text{NET}_{\text{пр}}(\bar{X}) \\ \bar{X} = \text{NET}_{\text{обр}}(\bar{Y}), \end{cases}$$

где k – номер модели; $\text{NET}_{\text{пр}}$ – прямая НС-модель; $\text{NET}_{\text{обр}}$ – обратная НС-модель; \bar{X} – матрица входных данных; \bar{Y} – матрица выходных данных.

База знаний (БЗ) таких моделей описана как

$$\text{БЗ} = \{M_1, M_2, \dots, M_N\}.$$

Рассмотрим в качестве примера построение нейросетевых пар моделей для производства пенобетона.

Структурная схема технологического процесса приготовления пенобетонных изделий представлена на рис. 3. Технологический процесс более сложный, чем стадия смешения, как в случае с тампонажными смесями. Качество продукции не может быть описано линейными регрессионными моделями.

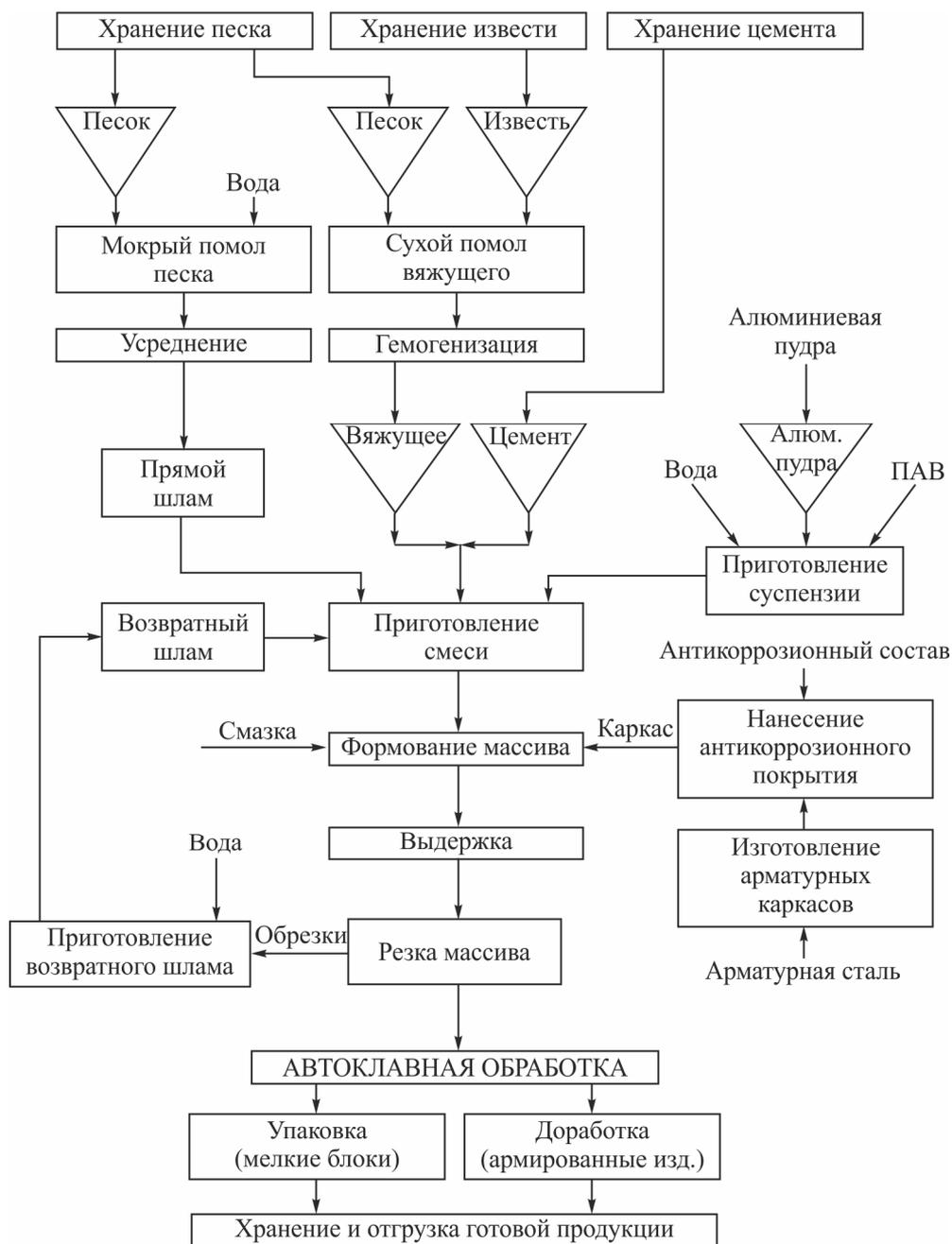


Рис. 3. Технологический процесс изготовления изделий из пенобетона

Входными переменными технологического процесса производства пенобетонных блоков являются некоторые характеристики таких исходных компонентов смеси, как шлам, известь, вяжущее и цемент:

- x_1 – активность извести, %;
- x_2 – плотность шлама, кг/л;
- x_3 – масса цемента, кг;
- x_4 – масса извести, кг;
- x_5 – объем песчаного шлама, л;
- x_6 – масса алюминиевой пудры, г;
- x_7 – объем добавочной воды, л;
- x_8 – объем горбушного шлама, л.

Выходными переменными являются характеристики (показатели качества) пенобетонных блоков:

- y_1 – высота подъема массы, см;
- y_2 – масса образца бетона в сыром состоянии, г;
- y_3 – влажность бетона, %;
- y_4 – плотность бетона, кг/м³;
- y_5 – прочность бетона, МПа.

Таким образом, НС-модель будет иметь восемь входов: \vec{X}_i , $i = \overline{1,8}$ и пять выходов: \vec{Y}_i , $i = \overline{1,5}$, где i – номер характеристики (показателя качества) исходного компонента или пенобетона.

При помощи построенных таким образом НС-моделей можно также решать задачи прогноза и управления качеством.

Первая (прямая) задача формулируется следующим образом: по имеющимся значениям характеристик исходных компонентов необходимо осуществить прогноз значений показателей качества пенобетона до завершения полного технологического процесса.

НС имеет следующую парадигму: сеть является многослойной с последовательными связями; содержит десять нейронов в скрытом слое; функция активации сигмоидальная. Построение моделей выполнялось с помощью математического пакета MATLAB.

Для удобства ввода в НС данных их необходимо привести к безразмерному виду, нормирование производится согласно выражениям

$$x_{ij} = (x_j - x_{i\min}) / (x_{i\max} - x_{i\min});$$

$$y_{ij} = (y_j - y_{i\min}) / (y_{i\max} - y_{i\min}),$$

где x_j и y_j – текущее значение соответственно входного и выходного i -х массивов данных.

Таким образом, $x_j \in [0;1]$, $j = \overline{1,m}$ и $y_j \in [0;1]$, $j = \overline{1,m}$, где m – число элементов входного и выходного i -х массивов данных.

Для расчета физических значений характеристик исходных компонентов и пенобетона используют обратные выражения

$$x_j = x_{ij} (x_{i\max} - x_{i\min}) + x_{i\min},$$

$$y_j = y_{ij} (y_{i\max} - y_{i\min}) + y_{i\min}.$$

Для формирования обучающей выборки было взято восемь массивов входных и выходных данных по 585 нормированных значений в каждом.

Для прямой задачи входными массивами данных, подаваемыми на вход НС, являлись массивы $\bar{X}_i, i = \overline{1,8}$, а выходными – $\bar{Y}_i, i = \overline{1,5}$.

Другие модели для решения прямой задачи строятся аналогично. Всего для решения прямой задачи было создано десять НС-моделей.

Построенные для прямой задачи модели на тестовых выборках показали результаты, представленные в ниже.

Результаты теста НС-моделей для прямой задачи

Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки	Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки
NET _{пр1}	0,006 43	NET _{обр1}	0,012 98
NET _{пр2}	0,001 61	NET _{обр2}	0,008 27
NET _{пр3}	0,002 14	NET _{обр3}	0,009 43
Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки	Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки
NET _{пр4}	0,002 73	NET _{обр4}	0,009 22
NET _{пр5}	0,001 51	NET _{обр5}	0,009 27
NET _{пр6}	0,003 97	NET _{обр6}	0,009 15
NET _{пр7}	0,003 74	NET _{обр7}	0,009 39
NET _{пр8}	0,001 31	NET _{обр8}	0,008 37
NET _{пр9}	0,004 35	NET _{обр9}	0,008 13
NET _{пр10}	0,000 91	NET _{обр10}	0,009 43

По представленным результатам видно, что ошибка построенных прямых НС-моделей, выраженная в форме среднеквадратического отклонения, не превышает $6,5 \cdot 10^{-4}$, обратных $1,3 \cdot 10^{-2}$.

Предполагается, что выбор НС-модели M_i из БЗ происходит в автоматическом режиме таким образом, что выбирается НС-модель, наиболее близкая к заданным характеристикам исходных компонентов пенобетона.

Вторая (обратная) задача

Пусть необходимо подобрать состав пенобетона с заданными свойствами (показателями качества).

В этом случае формируется вектор заданных значений \vec{Y}^* , а из БЗ моделей выбирается модель, наиболее близкая к заданным показателям качества, и по ней определяется исходный состав смеси.

Таким образом, для обратной задачи входными массивами данных, подаваемыми на вход НС, являлись массивы \vec{Y}_i , $i = \overline{1,5}$, а выходными \vec{X}_i , $i = \overline{1,8}$.

Построенные для обратной задачи модели на тестовых выборках показали результаты, представленные ниже.

Результаты теста НС-моделей для обратной задачи

Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки	Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки
NET _{пр1}	0,008 47	NET _{обр1}	0,008 34
NET _{пр2}	0,009 86	NET _{обр2}	0,003 29
NET _{пр3}	0,009 75	NET _{обр3}	0,004 74
NET _{пр4}	0,011 34	NET _{обр4}	0,003 95
NET _{пр5}	0,009 48	NET _{обр5}	0,007 43
Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки	Модель	Значение среднеквадратического отклонения ошибки
NET _{пр6}	0,008 94	NET _{обр6}	0,002 78
NET _{пр7}	0,009 39	NET _{обр7}	0,003 68
NET _{пр8}	0,010 45	NET _{обр8}	0,003 24
NET _{пр9}	0,009 56	NET _{обр9}	0,003 45
NET _{пр10}	0,008 87	NET _{обр10}	0,004 56

На основании данных, представленных ниже, можно сделать вывод, что решение прямой задачи более точное и может использоваться для прогноза показателей качества пенобетона при смешении его компонентов, а решение обратной задачи неточное ввиду того, что число входов значительно меньше числа выходов.

$$\|z\|_Y > \|z\|_X.$$

Таким образом, обратная модель предлагает решение с очень большой дисперсией, которой недостаточно, чтобы подобрать состав

смеси по заданным показателям качества пенобетона, но достаточно, чтобы не выполнять предварительные пробные смешения при подборе новых рецептов в опытном производстве.

Список литературы

1. Батыновский Э.И., Голубев Н.М., Сажнев Н.Н. Производство ячеистобетонных изделий автоклавного твердения. – Минск: Стринко, 2009. – 128 с.
2. Мартыненко В.А., Морозова Н.В. Справочник специалиста лаборатории завода по производству газобетонных изделий. – Днепропетровск: Изд-во Преднепр. гос. акад. строительства и архитектуры, 2009. – 308 с.
3. Управление химико-технологическими процессами приготовления многокомпонентных смесей / Я.Е. Гельфанд, Л.М. Яковис, С.К. Дорогачич [и др.]; под ред. Я.Е. Гельфанда. – Л.: Химия, 1988. – 288 с.
4. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
5. Приготовление сухих смесей магнизиальных тампонажных материалов в стационарных условиях / Г.М. Толкачев, А.М. Шилов, А.С. Козлов, Ю.С. Угольников, В.А. Мялицын, С.А. Бортников, И.Р. Коптев // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. – 2008. – № 8. – С. 43–45.
6. Толкачев Г.М., Козлов А.С. Технологии и опыт строительства скважин для решения задач освоения месторождений нефти и калийных руд // Горное оборудование и электромеханика. – 2011. – № 12. – С. 29–32.
7. Сокольчик П.Ю., Шумихин А.Г. Применение аппарата нейронных сетей в системе управления качеством продукции при производстве гетерогенных смесевых композиций // Проблемы и перспективы развития химической промышленности на Западном Урале: сб. науч. тр. / Перм. гос. техн. ун-т. – Пермь, 2003. – Т. 2. – С. 134–138.
8. Сокольчик П.Ю., Шумихин А.Г. Применение метода прецедентов и нейронных сетей при управлении качеством лаков и красок // Математические методы в технике и технологиях: матер. XVI Междунар. науч. конф.: в 10 т. – Ростов н/Д: Изд-во Рост. гос. акад. сельскохоз. машиностроения, 2003. – Т. 4. – 244 с.
9. Сокольчик П.Ю., Шумихин А.Г. Прогнозирование качества готовой продукции в производстве многокомпонентных смесей // Успехи в химии и химической технологии. – М.: Изд-во Рос. хим.-технол. ун-та им. Д.И. Менделеева, 2000. – Вып. XIV: 4.1.
10. Шумихин А.Г., Дадиомов Р.Ю. Алгоритмы поиска прецедентов производственных ситуаций в базе знаний интеллектуальной управляющей

системы // ММТТ-15: матер. междунар. конф. – Тамбов: Изд-во Тамбов. гос. техн. ун-та, 2002. – Т. 5. – С. 83–86.

11. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия. – 3-е изд. – М., 2007. – 912 с.

12. Кендалл М.Дж., Стьюарт А. Статистические выводы и связи: пер. с англ. – М., 1973. – 738 с.

13. Айвзян С.А. Статистическое исследование зависимостей. – М., 1968. – 315 с.

References

1. Batyanovskiy E.I., Golubev N.M., Sazhnev N.N. Proizvodstvo yacheistobetonnykh izdeliy avtoklavnogo tverdeniya [Production of autoclaved cellular concrete products]. Minsk: Strinko, 2009, 128 p.

2. Martynenko V.A., Morozova N.V. Spravochnik spetsialista laboratorii zavoda po proizvodstvu gazobetonnykh izdeliy [Directory of specialist laboratory plant for the production of concrete products]. Dnepropetrovsk: Dnepropetrovskaya gosudarstvennaya akademiya stroitelstva i arkhitektury, 2009, 308 p.

3. Gelfand Ya.E., Yakovis L.M., Doroganich S.K. [et. al.] Upravlenie khimiko-tehnologicheskimi protsessami prigotovleniya mnogokomponentnykh smesey [Management of Chemical Process preparation of multicomponent mixtures]. Ed. Ya.E. Gelfand. Leningrad: Khimiya, 1988, 288 p.

4. Kruglov V.V., Dli M.I., Golunov R.Y. Nechetkaya logika i iskusstvennye neyronnye seti [Fuzzy logic and artificial neural networks]. Moscow: Fizmatlit, 2001, 224 p.

5. Tolkachev G.M., Shilov A.M., Kozlov A.S., Ugolnikov Yu.S., Myalitsyn V.A., Bortnikov S.A., Koptev I.R. Prigotovlenie sukhikh smesey magnezialnykh tamponazhnykh materialov v statsionarnykh usloviyakh [Preparation ofmagnesia oil-well cement blends in stationary conditions]. *Geologiya, geofizika i razrabotka neftyanykh i gazovykh mestorozhdeniy*, 2008, no. 8, pp. 43–45.

6. Tolkachev G.M., Kozlov A.S. Tekhnologii i opyt stroitelstva skvazhin dlya resheniya zadach osvoeniya mestorozhdeniy nefti i kaliynykh rud [Technologies and experience of well construction for problem solving of oil and potassium ore field development]. *Gornoe oborudovanie i elektromekhanika*, 2011, no. 12, pp. 29–32.

7. Sokolchik P.Yu., Shumikhin A.G. Primenenie apparata neyronnykh setey v sismeme upravleniya kachestvom produktsii pri proizvodstve geterogennykh smesevykh kompozitsiy [The use of neural networks in the system of quality control in the production of a heterogeneous blend compositions]. *Problemy i perspektivy razvitiya khimicheskoy promyshlennosti na Zapadnom Urale*. Perm: Permskiy tekhnicheskii universitet, 2003, vol. 2, pp. 134–138.

8. Sokolchik P.Yu., Shumikhin A.G. Primenenie metoda pretsedentov neyronnykh setey pri upravlenii kachestvom lakov i krasok [The application of case

law and neural networks in the management of quality lacquers and paints]. *Materialy XVI Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii "Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh"*. Rostov-on-Don: Rostovskaya gosudarstvennaya akademiya selskokhozyastvennogo mashinostroeniya, 2003, vol. 4, 244 p.

9. Sokolchik P.Yu., Shumikhin A.G. Prognozirovaniye kachestva gotovoy produktsii v proizvodstve mnogokomponentnykh smesey [Predicting the quality of the finished product in the production of multi-component mixtures]. *Uspekhi v khimii i khimicheskoy tekhnologii*. Moscow: Rossiyskiy khimiko-tekhnologicheskii universitet imeni D.I. Mendeleeva, 2000, vol. XIV: 4.1.

10. Shumikhin A.G., Dadiomov R.Y. Algoritmy poiska pretsedentov proizvodstvennykh situatsiy v baze znaniy intellektualnoy upravlyayushey systemy [Search algorithms precedents production situations in the knowledge base of intellectual control system]. *Materialy mezhdunarodnoy konferentsii "MMT.T-15"*. Tambov: Tambovskiy gosudarstvennyy tekhnicheskii universitet, 2002, vol. 5, pp. 83–86.

11. Norman Draper, Harry Smith. Prikladnoy regressiynnyy analiz. Mnozhestvennaya regressiya [Applied Regression Analysis]. 3rd. ed. Moscow, 2007, 912 p.

12. Kendall James M., Stuart A. Statisticheskie vyvody i svyazi [Statistical inference and communication first]. Moscow, 1973, 738 p.

13. Ayzvyan S.A. Statisticheskoe issledovanie zavisimostey [Statistical study of dependencies]. Moscow, 1968, 315 p.

Получено 15.06.2013

Сведения об авторах

Сокольник Павел Юрьевич (Пермь, Россия) – кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизации технологических процессов, заместитель декана по заочному отделению химико-технологического факультета Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: psokol@pstu.ru).

Сташков Сергей Игоревич (Пермь, Россия) – ассистент кафедры автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: atp@pstu.ru).

Малимон Мария Владимировна (Пермь, Россия) – магистрант кафедры автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: monoceross@mail.ru).

About the authors

Sokolchik Pavel Yurevich (Perm, Russian Federation) – Ph.D. of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Automation Technological Processes, Deputy Dean of the Correspondence Department of Chemical Faculty, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation: psokol@pstu.ru).

Stashkov Sergey Igorevich (Perm, Russian Federation) – Assistant, Department of Automation Technological Processes, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: atp@pstu.ru).

Malimon Mariya Vladimirovna (Perm, Russian Federation) – Master Student, Department of Automation Technological Processes, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: monoceross@mail.ru).