

## КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА РЕСУРСОБЕРЕГАЮЩЕГО УПРАВЛЕНИЯ МНОГОАССОРТИМЕНТНЫМ ПРОИЗВОДСТВОМ ПОЛИМЕРНЫХ МАТЕРИАЛОВ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ БОЛЬШИХ ПРОМЫШЛЕННЫХ ДАННЫХ

Т.Б. Чистякова, А.Н. Полосин, В.П. Мешалкин, А.С. Разыграев

Тамара Балабековна Чистякова, Андрей Николаевич Полосин\*, Александр Сергеевич Разыграев  
Кафедра систем автоматизированного проектирования и управления, Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет), Московский просп., 26, Санкт-Петербург, Российская Федерация, 190013  
E-mail: chistb@mail.ru, polosin-1976@mail.ru\*, rozaa@yandex.ru

Валерий Павлович Мешалкин

Научная лаборатория мирового уровня «Инжиниринговый центр СПбГТИ(ТУ)», Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет), Московский просп., 26, Санкт-Петербург, Российская Федерация, 190013  
E-mail: vpmeshalkin@gmail.com

*Разработана перенастраиваемая компьютерная система управления многоассортиментным гибким производством полимерных материалов, которая формирует советы оператору по ресурсосберегающему управлению на основе обработки больших массивов промышленных данных с использованием методов интеллектуального анализа данных и математического моделирования. Она настраивается на выпуск различного ассортимента продукции, различные конфигурации производственных линий и требования к производительности и качеству продукции. Компьютерная система состоит из следующих основных модулей: - сбор контролируемых параметров производства; - расчет неконтролируемых на производстве показателей качества полупродуктов (экструдата) и целевой продукции; - обработка массивов измеренных и рассчитанных параметров производства для прогнозирования потребительских характеристик продукции и формирования советов по управлению производством. Включенные в состав системы математические модели, выступая в качестве «виртуальных анализаторов», позволяют рассчитывать в реальном времени индекс термической деструкции, степень смешения и цветовые характеристики экструдата; разнотолщинность, степень усадки и цветовые характеристики полимерного материала. Для прогнозирования потребительских характеристик продукции применяются модули многофакторного регрессионного анализа производственных данных (при нормальном распределении данных) и модули машинного обучения с использованием искусственных нейронных сетей и адаптивного композиционного усиленного метаалгоритма (если распределение данных отклоняется от нормального). Визуализация данных осуществляется в виде трендов и трехмерных графиков с отображением рациональных значений управляющих воздействий, обеспечивающих требуемое качество продукции. Применение системы в качестве советчика операторов при определении ресурсосберегающих режимов производства позволяет сократить время принятия управленческих решений, повысить производительность, уменьшив брак полимерных материалов.*

**Ключевые слова:** компьютерная система, большие промышленные данные, математические модели, методы интеллектуального анализа данных, ресурсосберегающее управление, производства полимерных материалов

### Для цитирования:

Чистякова Т.Б., Полосин А.Н., Мешалкин В.П., Разыграев А.С. Компьютерная система ресурсосберегающего управления многоассортиментным производством полимерных материалов на основе обработки больших промышленных данных. *Изв. вузов. Химия и хим. технология.* 2021. Т. 64. Вып. 8. С. 90–98

**For citation:**

Chistyakova T.B., Polosin A.N., Meshalkin V.P., Razygraev A.S. Computer system for resource-saving control of multi-assortment production of polymeric materials based on processing big industrial data. *ChemChemTech [Izv. Vyssh. Uchebn. Zaved. Khim. Khim. Tekhnol.]*. 2021. V. 64. N 8. P. 90–98

**COMPUTER SYSTEM FOR RESOURCE-SAVING CONTROL  
OF MULTI-ASSORTMENT PRODUCTION OF POLYMERIC MATERIALS BASED  
ON PROCESSING BIG INDUSTRIAL DATA**

**T.B. Chistyakova, A.N. Polosin, V.P. Meshalkin, A.S. Razygraev**

Tamara B. Chistyakova, Andrey N. Polosin\*, Aleksandr S. Razygraev

Computer-Aided Design and Control Department, Saint Petersburg State Institute of Technology (Technical University), Moskovsky ave., 26, Saint Petersburg, 190013, Russia

E-mail: chistb@mail.ru, polosin-1976@mail.ru\*, rozaa@yandex.ru

Valeriy P. Meshalkin

World-Class Scientific Laboratory “Engineering Center of SPbSIT(TU)”, Saint Petersburg State Institute of Technology (Technical University), Moskovsky ave., 26, Saint Petersburg, 190013, Russia

E-mail: vpmeshalkin@gmail.com

*A reconfigurable computer system for control of multi-assortment flexible production of polymeric materials has been developed which makes advice to the operator on resource-saving control based on processing big arrays of industrial data using data mining and mathematical modeling methods. It's adjusted to the release of a different range of products, various configurations of production lines and requirements for throughput and product quality. The computer system consists of the following main modules: - collection of monitored production parameters; - calculation of quality indices of semi-products (extrudate) and end products unmonitored in production; - processing of arrays of measured and calculated production parameters for predicting consumer characteristics of products and making advice on production control. The mathematical models included in the system, acting as “virtual analyzers”, allow calculating in real time the thermal destruction index, mixing degree and color characteristics of the extrudate; the thickness difference, shrinkage degree and color characteristics of the polymeric material. Modules of multivariate regression analysis of production data (with normal data distribution) and machine learning modules using artificial neural networks and an adaptive ensemble meta-algorithm (if the data distribution deviates from normal) are used to predict the consumer characteristics of products. Data visualization is carried out as trends and 3D graphs with display of rational values for controlling actions, ensuring required product quality. The use of the system as an advisor to operators in determining resource-saving production modes can reduce the time for making managerial decisions, increase throughput, reducing defects of polymeric materials.*

**Key words:** computer system, big industrial data, mathematical models, data mining methods, resource-saving control, polymeric material production

#### ВВЕДЕНИЕ

Современные производства полимерных материалов (пленок, листов), применяемых прежде всего в качестве тароупаковочных средств в фармацевтической и пищевой промышленности, являются сложными химико-технологическими системами (ХТС), которые характеризуются непрерывностью, крупнотоннажностью (производительность 1000 кг/ч и более), энергоемкостью (удельное энер-

гопотребление более 2500 кДж/кг), многоассортиментностью, наличием рециклов. Многоассортиментный характер производства обусловлен множеством рецептов полимерных материалов, зависящих от их назначения, большими диапазонами толщины (20-1650 мкм), ширины (100-2500 мм) и степени усадки (0-80%), широкой цветовой гаммой материалов. Рециклы вызваны необходимостью возврата отходов, получаемых при изготовлении продукции (кромки, обрезанные для обеспечения

заданной ширины полотна материала), в производство с целью ресурсосбережения [1, 2]. Переменное аппаратно-технологическое оформление основных стадий производства, множественные связи между параметрами сырья, оборудования, технологического режима и показателями качества продукции (800 взаимосвязей между более чем 100 параметрами), работа в режимах частых перенстроек на выпуск новых типов продукции существенно усложняют принятие операторами управленческих решений по обеспечению требуемого качества. Наиболее важными для потребителей характеристиками качества являются толщина, разнотолщинность, цвет, усадка, внешний вид (число черных точек, включений нерасплавленного полимера, дырок и др.). Поддержание заданного качества требует установки значений порядка 30 управляющих воздействий с учетом их различного влияния на показатели качества промежуточных материалов на основных стадиях производства. Кроме того, возвратные отходы, способствуя ресурсосбережению в производстве, в то же время оказывают негативное влияние на качество, приводя, например, к цветовому отклонению продукции от эталона [3]. В этих условиях отсутствие системы мониторинга всех показателей качества полупродуктов и продукции, а также недостаток профессионального опыта и времени для анализа причинно-следственных связей в объекте приводят к принятию ошибочных управленческих решений, результатом которых является увеличение невозвратных отходов (брака). Поэтому основным трендом развития производств полимерных материалов в рамках реализации концепции цифровой трансформации обрабатывающих отраслей промышленности является разработка проблемно-ориентированных цифровых решений, позволяющих решать комплексные задачи оценки ключевых показателей эффективности функционирования системы (например, выхода кондиционной продукции) и энергоресурсосберегающего управления производством на основе обработки больших массивов накопленных промышленных данных. Для этого осуществляется интеграция данных, получаемых из разных источников, и интеллектуальный анализ сформированных массивов данных с использованием различных методов [4-10]. Повышение эффективности управленческих решений в условиях неполноты информации о выходных параметрах химико-технологических объектов управления достигается за счет применения в системах управления математических моделей физико-химических процессов, протекающих в объектах [11, 12]. Математические модели основных стадий производства полимерных материалов предназначены для расчета параметров

состояния процессов и показателей качества полупродуктов и продукции, возможности автоматического контроля которых на производстве ограничены [13-17].

Таким образом, актуальна разработка перенастраиваемой на переменные характеристики производства полимерных материалов компьютерной системы, которая позволяет прогнозировать показатели качества продукции и формировать советы оператору по управлению для обеспечения требуемого качества. Создание такой системы является одним из этапов инжиниринга производств полимерных материалов как гибких энергоресурсосберегающих кибернетически организованных ХТС, выпускающих заданные объемы продукции постоянно расширяющегося ассортимента с требуемыми потребительскими характеристиками, и способствует повышению качества жизненного цикла и конкурентоспособности промышленных полимерных материалов [18, 19].

#### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ РЕСУРСОСБЕРЕГАЮЩЕГО УПРАВЛЕНИЯ ПРОИЗВОДСТВОМ ПОЛИМЕРНЫХ МАТЕРИАЛОВ

Высокотехнологичные полимерные материалы изготавливаются в промышленности методами плоскощелевой и раздувной экструзии, а также каландрования. Тип материала  $T_M = \{K_M, Q_M^0\}$  определяется компонентным составом  $K_M$  и требованиями к качеству  $Q_M^0$ . Вне зависимости от метода изготовления  $M_{PR}$  основными стадиями производства являются: подготовка однородной вязкотекучей массы – экструдата ( $s = 1$ ); формование экструдата в пленку или лист ( $s = 2$ ); охлаждение материала с целью фиксации его структуры ( $s = 3$ ). Аппаратное оформление стадий зависит от метода производства. Первая стадия, как правило, реализуется в одношнековых экструдерах при экструзионном методе и в осциллирующих или двухшнековых экструдерах при каландровом методе. Отличительной особенностью экструдеров является аппаратная гибкость (переменность конфигураций шнеков, набираемых из элементов различных типов), которая позволяет настраивать экструдеры на переработку многоассортиментных композиций [20, 21]. На второй стадии в экструзионных производствах применяются формующие головки различных типов, а в каландровых производствах – каландры различных конфигураций. Третья стадия реализуется на многовалковых охлаждающих устройствах различных конфигураций при плоскощелевой экструзии и каландровании и с использованием охлаждающих колец при раздувной

экструзии. Конфигурация линии определяется конфигурацией  $C_{EQS}$  и геометрическими параметрами  $\Gamma_{EQS}$  оборудования основных стадий  $C_L = \{C_{EQS}, \Gamma_{EQS}, s = 1, 2, 3\}$ .

Информационное описание производства как объекта управления представляется в виде совокупности векторов входных параметров  $X$ , управляющих воздействий  $U$ , возмущений  $F$  и выходных параметров  $Y$ :

$$Y = \Phi(X, U, F), Y = \{Y_s, s = 1, 2, 3\}, Y_s = \{Y_s^{mes}, Y_s^{calc}\}, X = \{M_{PR}, T_M, C_L\}, U = \{U_s, s = 1, 2, 3\}, F = \{F_s, s = 1, 2, 3\},$$

где  $Y_s^{mes}, Y_s^{calc}$  – векторы выходных параметров  $s$ -й стадии, которые контролируются на производстве и рассчитываются по математическим моделям в случае отсутствия их автоматического контроля;  $U_s, F_s$  – векторы управляющих воздействий и неконтролируемых возмущений на  $s$ -й стадии.

Составы векторов  $U_s, F_s, Y_s^{mes}, Y_s^{calc}, s = 1, 2, 3$  определяются методом производства  $M_{PR}$  и аппаратным оформлением соответствующей стадии  $C_{EQS}$ . Так, стадия подготовки экструдата каландрового производства имеет следующие параметры:  $U_1 = \{N_{HP}, N, T_{Bk}, k = 1, \dots, n_B, G_{Ci}, i = 1, \dots, n_C\}, F_1 = \{G_W, \Psi\}, Y_1^{mes} = \{L_E, a_E, b_E\}, Y_1^{calc} = \{I_D, \gamma_{AV}, L_E^c, a_E^c, b_E^c, \Delta E_E\}$ . Здесь  $N_{HP}, N$  – частоты вращения шнеков загрузочной воронки и экструдера, об/мин;  $T_{Bk}$  – температура  $k$ -й тепловой зоны корпуса экструдера, °C;  $G_{Ci}$  – расход  $i$ -го жидкого красителя, подаваемого в экструдер, л/мин;  $G_W$  – расход потока возвратных отходов;  $\Psi$  – уровень (запас) экструдата в питающем зазоре каландра, колебания которого требуют от оператора коррекции частоты вращения  $N$  для синхронизации работы экструдера и каландра;  $L_E, a_E, b_E, L_E^c, a_E^c, b_E^c$  – измеренные и рассчитанные цветовые координаты экструдата;  $I_D$  – индекс термической деструкции экструдата, %;  $\gamma_{AV}$  – средняя степень смешения экструдата;  $\Delta E_E$  – отклонение цвета экструдата от эталона.

На основе информационного описания производства полимерных материалов сформулирована задача ресурсосберегающего управления:

для заданного типа полимерного материала  $T_M$  и конфигурации производственной линии  $C_L$ , реализующей метод изготовления  $M_{PR}$ , определить рациональные значения управляющих воздействий на основных стадиях производства  $U_s \subset [U_s^{\min}, U_s^{\max}]$ ,  $s = 1, 2, 3$ , обеспечивающие в условиях действия возмущений  $F_s$  отклонения текущих значений показателей качества экструдата и полимерного материала  $Y_s$  от их заданных (по регламенту) значений  $Y_s^0$  в допустимых пределах

$$\Delta_{s,g} = |Y_{s,g}^0 - Y_{s,g}| \leq \Delta_{s,g}^{\max}, g = 1, \dots, n_s,$$

где  $U_s^{\min}, U_s^{\max}$  – векторы регламентных пороговых ограничений на управляющие воздействия на  $s$ -й стадии;  $Y_{s,g}^0, Y_{s,g}$  – заданное и текущее значение  $g$ -го выходного параметра  $s$ -й стадии;  $\Delta_{s,g}^{\max}$  – предельно допустимое отклонение  $g$ -го выходного параметра от заданного значения.

#### СТРУКТУРА КОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

Для решения поставленной задачи разработана компьютерная система (рис. 1). Настройка системы на характеристики производства осуществляется с помощью базы данных, которая содержит данные о компонентном составе  $K_M$  и требованиях к качеству  $Q_M^0$  полимерных материалов различных типов  $T_M$ , параметры свойств полимеров, необходимые для расчета показателей качества, данные о конфигурациях  $C_{EQS}$  и геометрические параметры  $\Gamma_{EQS}$  оборудования, составляющего линии различных конфигураций  $C_L$ . Редактирование записей в базе данных осуществляется администратором.

Модуль интеграции формирует единый массив контролируемых параметров  $\{X, U_s, Y_s^{mes}, s = 1, 2, 3\}$ , получаемых из различных источников: системы формирования заданий на изготовление полимерных материалов (входные параметры  $X$ ); SCADA-системы (управляющие воздействия  $U_s$ ); систем измерения показателей качества экструдата и материала (выходные параметры  $Y_s^{mes}$ ). Сформированный массив сохраняется в базе данных.

Для расчета характеристик экструдата и полимерного материала, которые оцениваются оператором визуально (внешний вид и цвет экструдата), в лаборатории (степень усадки) или не оцениваются (предельная разнотолщинность), в состав системы включены функциональные и эмпирические модели. Модели настраиваются на тип полимерного материала  $T_M$ , конфигурацию  $C_{EQS}$  и геометрические параметры  $\Gamma_{EQS}$  оборудования и позволяют дать количественную оценку выходных параметров  $Y_s^{calc}$  в зависимости от управляющих воздействий  $U_s$ :  $Y_s^{calc} = \Phi_s(X, U_s, A_s)$ ,  $s = 1, 2, 3$ , где  $A_s$  – вектор настраиваемых коэффициентов уравнений модели  $s$ -й стадии.

Для стадии подготовки экструдата рассчитываются показатели, характеризующие тепловое состояние (индекс деструкции), материальную однородность (степень смешения) и цвет экструдата. Индекс деструкции отражает степень необратимых изменений, связанных с разрушением цепей макромолекул и резким снижением молекулярной массы полимера при температурно-временном воздействии на него в экструдере. Он вычисляется через

отображение зависимости степени деструкции от времени при температурном режиме, реализуемом в экструдере, на зависимость, полученную для каждого типа полимера в изотермических условиях [22]:

$$I_D = \tau_{AV} \exp\left\{E_D(T_E - T_D) / [8,31(T_E + 273)(T_D + 273)]\right\} / \tau_D 100$$

где  $\tau_{AV}$  – среднее время пребывания в экструдере, мин;  $\tau_D, T_D$  – время (мин) и температура (°C) начала изменения цвета экструдата из-за деструкции;  $E_D$  – энергия активации деструкции, Дж/моль;  $T_E$  – температура экструдата, °C.

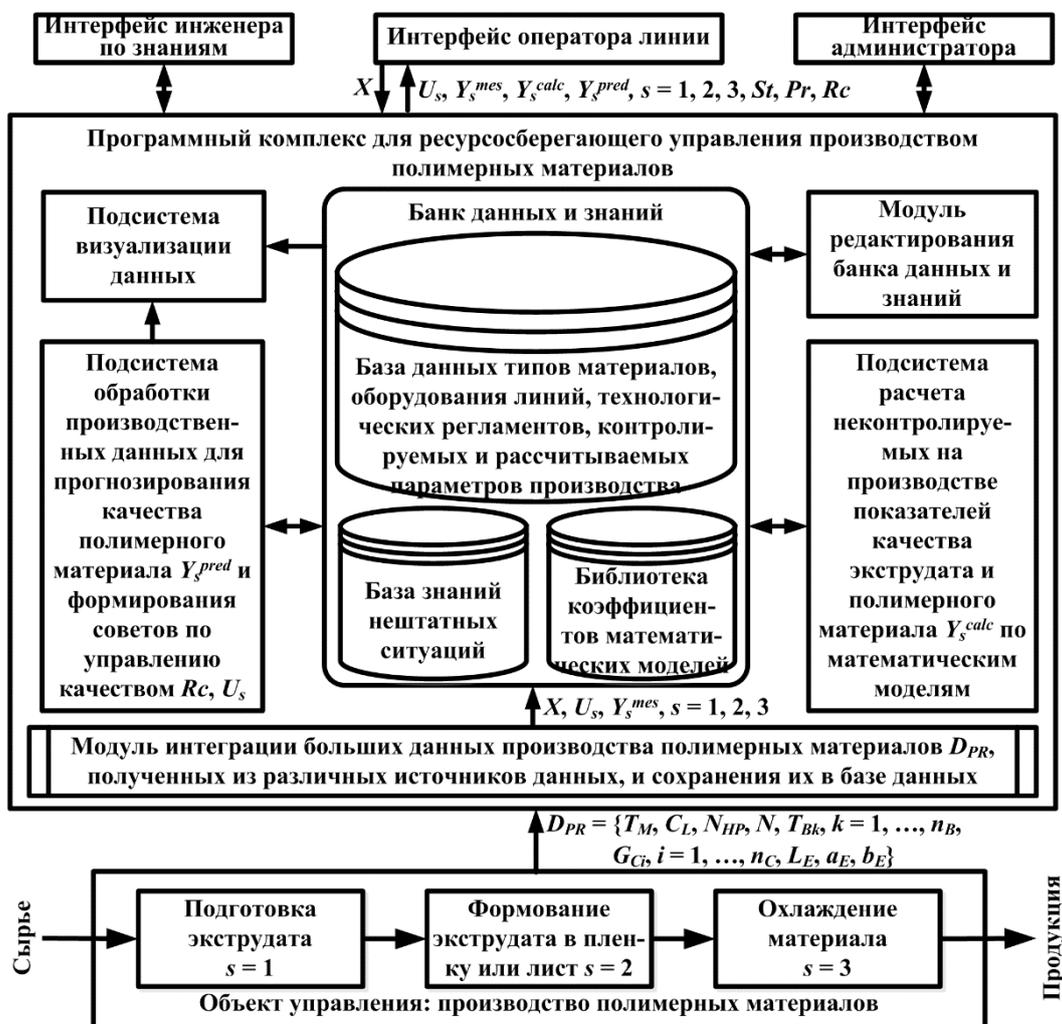


Рис. 1. Структура компьютерной системы ресурсосберегающего управления  
Fig. 1. Structure of computer system for resource-saving control

Для комплексной оценки параметров состояния процесса экструзии (скоростей потоков, температуры) и времени пребывания предложен комбинированный метод моделирования, позволяющий учесть аппаратную гибкость экструдеров, сложную структуру потоков и разнообразие физических процессов, протекающих в них [22]. Он базируется на сочетании двух подходов к моделированию экструзии – применению законов сохранения физических субстанций и реологии псевдопластичных жидкостей при построении статической модели для расчета параметров состояния [23-26] и

типовых гидродинамических моделей при построении динамической модели для оценки времени пребывания [27-29]. Компьютерный структурный синтез моделей экструзии основывается на ячеечном подходе к моделированию процессов в секционированных аппаратах.

Цветовые координаты экструдата и материала вычисляются по регрессионным моделям, цветовое отклонение – по модели CIE Lab [3].

Для стадии формования рассчитываются разнотолщинность и цветовые характеристики материала. Для стадии охлаждения рассчитывается

степень усадки по регрессионным моделям и механическим моделям, учитывающим упругие свойства (модель Муни–Ривлина) или вязкоупругие свойства (модель релаксационного спектра, трехзвенная модель) материала.

Сформированный для заданного интервала времени  $t \in [t_0; t_K]$  полный массив  $\{X, U_s, Y_s^{mes}, Y_s^{calc}, s = 1, 2, 3\}$  передается в подсистему обработки данных. Текущие значения выходных параметров  $Y_s$  (значения в момент времени  $t = t_K$ ) сравниваются с их регламентными пороговыми значениями  $Y_s^{min}$ ,  $Y_s^{max}$ , формируемыми из базы данных в зависимости от типа материала  $T_M$ . При обнаружении отклонения  $Y_{s,g} \notin [Y_{s,g}^{min}; Y_{s,g}^{max}]$  система идентифицирует нештатную ситуацию, связанную с браком материала. Для этого используется база знаний, содержащая лингвистическое и информационное описание типовых нештатных ситуаций на производстве  $St$ , причин их возникновения  $Pr$  и рекомендаций по устранению  $Rc$ . Компьютерное представление сложно структурированных экспертных знаний осуществляется инженером по знаниям на основе продукционно-фреймовой модели [30]. Истинная причина брака определяется путем анализа выполнения регламентных ограничений на технологические параметры, описывающие возможные причины данного вида брака. Для найденной причины из базы знаний формируется совет по направлению и величине изменения управляющего воздействия для устранения нештатной ситуации.

Если регламентные ограничения на выходные параметры  $Y_s$  выполняются, то осуществляется прогнозирование выбранных показателей качества на период времени  $t \in (t_K; t_K + \tau^{pred}]$ . Для выбора способа прогнозирования выполняется оценка закона распределения больших производственных данных. Если данные подчиняются нормальному распределению, для прогнозирования используются линейные многофакторные регрессионные модели. При отклонении распределения данных от закона Гаусса, прогнозирование осуществляется с применением методов машинного обучения. Реализованы алгоритмы прогнозирования на базе искусственных нейронных сетей различных типов (рекуррентная сеть, сеть с долгой краткосрочной памятью, сверточная сеть, комбинированная сеть, объединяющая сеть с долгой краткосрочной памятью и сверточную сеть) и на базе адаптивного композиционного усиленного метаалгоритма обучения [31–34]. Нейронные сети обеспечивают высокое качество прогноза, но требуют большие объемы входных данных и продолжительное время на обучение модели. Их применение целесообразно

при прогнозировании потребительских характеристик фармацевтических упаковочных материалов, в производствах которых контролируется большее число параметров и требуется высокая точность оценки показателей качества, к которым предъявляются жесткие требования [35]. Деревья решений характеризуются высокой скоростью обучения и интерпретируемостью результатов. Однако небольшие изменения данных могут полностью изменить дерево решений, поэтому применение деревьев решений целесообразно при низком уровне возмущений. Прогнозирование осуществляется в два этапа. На первом этапе массив данных разбивается на три подвыборки: обучающая подвыборка (65% данных); оценочная подвыборка (20% данных); тестовая подвыборка (15% данных) [36]. Данные обучающей подвыборки обрабатываются методом наименьших квадратов или одним из методов машинного обучения. Адекватность прогнозирующей модели определяется по данным оценочной и тестовой подвыборки. На втором этапе построенная модель используется для вычисления прогнозных значений выходных параметров  $Y_s^{pred}$ .

#### РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Тестирование работоспособности компьютерной системы выполнено по данным каландровых производств фармацевтических и пищевых упаковочных полимерных пленок на основе непластифицированного поливинилхлорида. Данные получены на линиях различных конфигураций на заводах в России и Германии. Каждый массив данных, собранных за месяц, содержал около 500 тыс. измеренных значений параметров производства. Примеры результатов работы системы представлены на рис. 2 и 3.

Визуализация тренда индекса деструкции (рис. 2), рассчитываемого по модели экструзии, позволяет оператору своевременно обнаружить дефекты, связанные с термическим разложением экструдата (если индекс деструкции превышает пороговое значение). Оперативное устранение этих дефектов позволяет предотвратить соответствующий брак полимерного материала (черные точки, желто-коричневые деструкционные полосы).

По трехмерной модели разнотолщинности пленки (рис. 3) оператор оценивает направление и число шагов изменения управляющих воздействий (величины перекрещивания  $x$  и усилия контригиба  $r$  калибрующих валков каландра) для достижения разнотолщинности  $D_6$ , не превосходящей пороговое значение. Например, начальная разнотолщинность  $D_{60} = 28$  мкм (при  $x_0 = 4$  мм,  $r_0 = 0$  Н)

может быть уменьшена до величины  $D_8 = 10$  мкм двумя способами:  $x_1 = 7$  мм,  $r_1 = 20000$  Н;  $x_2 = 5$  мм,  $r_2 = 60000$  Н.

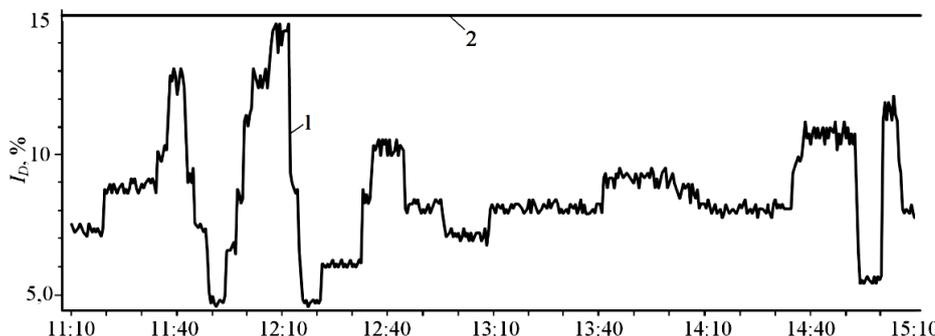


Рис. 2. Тренд индекса деструкции экструдата (1) с отображением его порогового значения (2)  
Fig. 2. Trend of extrudate thermal destruction index (1) with display of its limit value (2)

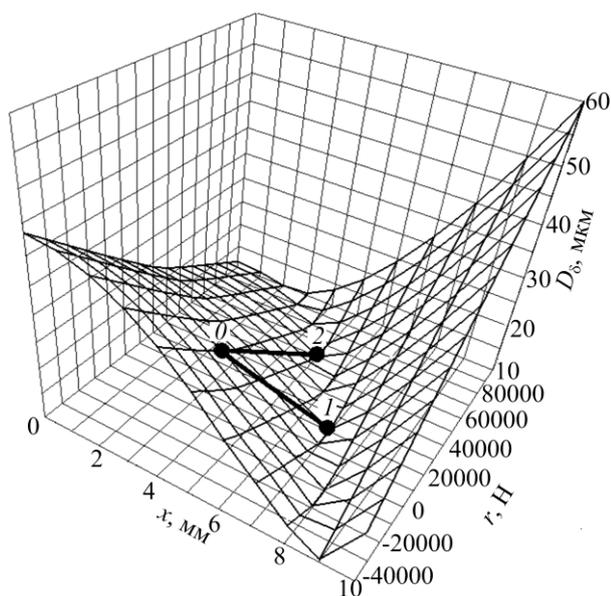


Рис. 3. Зависимость предельной разнотолщинности пленки от управляющих воздействий на каландр с отображением текущих (0) и рациональных (1, 2) значений управляющих воздействий  
Fig. 3. Dependence of maximum thickness difference of film on calender controlling actions with display of current (0) and rational (1, 2) values of controlling actions

Тестирование подсистемы прогнозирования качества, выполненное на примерах прогнози-

рования числа черных точек и дырок на  $10 \text{ м}^2$  пленки, показало, что наилучшее качество прогноза для черных точек дает сеть с долгой краткосрочной па-

мятью, а для дырок – сверточная сеть. Учитывая частоту возникновения указанных видов брака, можно рекомендовать применять сети с долгой краткосрочной памятью для прогнозирования часто возникающих дефектов и сверточные сети для редких дефектов.

## ВЫВОДЫ

Разработанная компьютерная система ресурсосберегающего управления производством полимерных материалов позволяет формировать и обрабатывать большие массивы производственных данных, включающие как контролируемые, так и рассчитываемые по моделям параметры. В результате обработки данных с применением методов математической статистики и машинного обучения система прогнозирует показатели качества полимерных материалов и формирует советы операторам по выбору управляющих воздействий для устранения нештатных ситуаций, связанных с браком, и обеспечения заданных потребительских характеристик продукции.

Система прошла успешную апробацию на высокотехнологичных производствах многоассортиментных полимерных материалов заводов в России и Германии. Результаты показали, что применение системы в качестве советчика операторов позволяет повысить их профессиональный уровень и сократить время принятия решений по управлению производством. Это обеспечивает ресурсосбережение в производстве за счет снижения невозвратных отходов и увеличения выхода качественной продукции.

*Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 21-79-30029).*

*The study has been supported by grant of the Russian Science Foundation (project 21-79-30029).*

## ЛИТЕРАТУРА

1. Мартенс Г., Голдман Д. Рециклинг. СПб.: Профессия. 2019. 544 с. DOI: 10.1007/978-3-658-02786-5.
2. Ла Мантия Ф. Вторичная переработка пластмасс. СПб.: Профессия. 2007. 400 с.
3. Чистякова Т.Б., Разыграев А.С., Полосин А.Н., Колерт К. Программный комплекс для управления цветом тонких жестких полимерных материалов. *Автоматизация в промышленности*. 2012. № 7. С. 12-18.

## REFERENCES

1. Martens H., Goldmann D. Recyclingtechnik. Berlin: Springer. 2016. 556 p. DOI: 10.1007/978-3-658-02786-5.
2. La Mantia F. Handbook of plastics recycling. Shrewsbury: Rapra Technology. 2002. 441 p.
3. Chistyakova T.B., Razygraev A.S., Polosin A.N., Kohlert C. Software package for color control of thin rigid polymeric materials. *Avtomatiz. Prom-sti*. 2012. N 7. P. 12-18 (in Russian).

4. **Wu X., Zhu X., Wu G.-Q., Ding W.** Data mining with big data. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 2014. V. 26. N 1. P. 97-107. DOI: 10.1109/TKDE.2013.109.
5. **König A., Gratz A.** Advanced methods for the analysis of semiconductor manufacturing process data. *Advanced Techniques in Knowledge Discovery and Data Mining*. Heidelberg: Springer. 2005. P. 27-74. DOI: 10.1007/1-84628-183-0\_2.
6. **Bühlmann P., van de Geer S.** Statistics for high-dimensional data: methods, theory and applications. Berlin: Springer. 2011. 556 p. DOI: 10.1007/978-3-642-20192-9.
7. **Kohlert M., König A.** Advanced polymeric film production data analysis and process optimization by clustering and classification methods. *Front. Artif. Intell. Appl.* 2012. V. 243. P. 1953-1961. DOI: 10.3233/978-1-61499-105-2-1953.
8. **Kohlert M., König A.** Large, high-dimensional, heterogeneous multi-sensor data analysis approach for process yield optimization in polymer film industry. *Neural Comput. Appl.* 2015. V. 26. N 3. P. 581-588. DOI: 10.1007/s00521-014-1654-5.
9. **Kohlert M., Hissmann O.** Applied industry 4.0 in the polymer film industry. *Proceedings of the 16th TAPPI European Conference*. Basel. 2017. P. 183-190.
10. **Kohlert M., Hissmann O.** Defects put to good use. *Kunststoffe Int.* 2018. V. 108. N 6-7. P. 34-37.
11. **Лабутин А.Н., Невиницын В.Ю., Зайцев В.А., Волкова Г.В.** Робастное управление концентрацией целевого продукта в химическом реакторе. *Изв. вузов. Химия и хим. технология*. 2018. Т. 61. Вып. 12. С. 129-136. DOI: 10.6060/ivkkt.20186112.5914.
12. **Караневская Т.Н., Шумихин А.Г.** Моделирование технологических процессов в целях алгоритмизации задач управления объектами промышленной подготовки нефти. *Изв. вузов. Химия и хим. технология*. 2020. Т. 63. Вып. 2. С. 84-90. DOI: 10.6060/ivkkt.20206302.6100.
13. **Wilczyński K.J., Nastaj A., Wilczyński K.** A computer model for starve-fed single-screw extrusion of polymer blends. *Adv. Polym. Technol.* 2018. V. 37. N 6. P. 2142-2151. DOI: 10.1002/adv.21873.
14. **Sardo L., Vergnes B., Valette R.** Numerical modelling of the non-isothermal flow of a non-Newtonian polymer in a co-kneader. *Int. Polym. Proc.* 2017. V. 32. N 4. P. 425-433. DOI: 10.3139/217.3350.
15. **Mikulionok I., Gavva O., Kryvoplias-Volodina L.** Modeling the process of polymers processing in twin screw extruders. *Eastern-Europ. J. Enterprise Technol.* 2018. V. 4. N 5. P. 35-44. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139886.
16. **Воскресенский А.М., Сыкалов Г.В., Пантелеев А.А.** Компьютерная модель каландрования листовых термопластов с высоким размерным качеством. *Изв. С.-Петербург. гос. технолог. ин-та (техн. ун-та)*. 2014. № 25. С. 56-61.
17. **Magnier R., Agassant J.-F., Bastin P.** Experiments and modelling of calender processing for shear thinning thermoplastics between counter rotating rolls with differential velocities. *Int. Polym. Proc.* 2013. V. 28. N 4. P. 437-446. DOI: 10.3139/217.2794.
18. **Мешалкин В.П.** Введение в инжиниринг энергоресурсосберегающих химико-технологических систем. М.: РХТУ им. Д.И. Менделеева. 2020. 208 с.
19. **Лазутин Ю.Д.** Качество жизненного цикла промышленных изделий. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2016. 2019 с.
20. **Rauwendaal C.** Polymer extrusion. Munich: Carl Hanser. 2014. 950 p. DOI: 10.3139/9781569905395.fm.
21. **Rudloff J., Wilhelm M., Lang M., Heidemeyer P., Bastian M.** Analysis of the process behavior of co-kneaders. *AIP Conf. Proc.* 2019. V. 2055. P. 0200072017. DOI: 10.1063/1.5084808.
4. **Wu X., Zhu X., Wu G.-Q., Ding W.** Data mining with big data. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 2014. V. 26. N 1. P. 97-107. DOI: 10.1109/TKDE.2013.109.
5. **König A., Gratz A.** Advanced methods for the analysis of semiconductor manufacturing process data. *Advanced Techniques in Knowledge Discovery and Data Mining*. Heidelberg: Springer. 2005. P. 27-74. DOI: 10.1007/1-84628-183-0\_2.
6. **Bühlmann P., van de Geer S.** Statistics for high-dimensional data: methods, theory and applications. Berlin: Springer. 2011. 556 p. DOI: 10.1007/978-3-642-20192-9.
7. **Kohlert M., König A.** Advanced polymeric film production data analysis and process optimization by clustering and classification methods. *Front. Artif. Intell. Appl.* 2012. V. 243. P. 1953-1961. DOI: 10.3233/978-1-61499-105-2-1953.
8. **Kohlert M., König A.** Large, high-dimensional, heterogeneous multi-sensor data analysis approach for process yield optimization in polymer film industry. *Neural Comput. Appl.* 2015. V. 26. N 3. P. 581-588. DOI: 10.1007/s00521-014-1654-5.
9. **Kohlert M., Hissmann O.** Applied industry 4.0 in the polymer film industry. *Proceedings of the 16th TAPPI European Conference*. Basel. 2017. P. 183-190.
10. **Kohlert M., Hissmann O.** Defects put to good use. *Kunststoffe Int.* 2018. V. 108. N 6-7. P. 34-37.
11. **Labutin A.N., Nevinityn V.Yu., Zaytsev V.A., Volkova G.V.** Robust concentration control of target product in chemical reactor. *ChemChemTech [Izv. Vyssh. Uchebn. Zaved. Khim. Khim. Tekhnol.]*. 2018. V. 61. N 12. P. 129-136 (in Russian). DOI: 10.6060/ivkkt.20186112.5914.
12. **Karanevskaya T.N., Shumikhin A.G.** Modeling of technological processes for algorithmization of problem of management of oil field treatment facilities. *ChemChemTech [Izv. Vyssh. Uchebn. Zaved. Khim. Khim. Tekhnol.]*. 2020. V. 63. N 2. P. 84-90 (in Russian). DOI: 10.6060/ivkkt.20206302.6100.
13. **Wilczyński K.J., Nastaj A., Wilczyński K.** A computer model for starve-fed single-screw extrusion of polymer blends. *Adv. Polym. Technol.* 2018. V. 37. N 6. P. 2142-2151. DOI: 10.1002/adv.21873.
14. **Sardo L., Vergnes B., Valette R.** Numerical modelling of the non-isothermal flow of a non-Newtonian polymer in a co-kneader. *Int. Polym. Proc.* 2017. V. 32. N 4. P. 425-433. DOI: 10.3139/217.3350.
15. **Mikulionok I., Gavva O., Kryvoplias-Volodina L.** Modeling the process of polymers processing in twin screw extruders. *Eastern-Europ. J. Enterprise Technol.* 2018. V. 4. N 5. P. 35-44. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139886.
16. **Voskresenskiy A.M., Sykalov G.V., Panteleev A.A.** Computer model of calendering sheet thermoplastics with high thickness quality. *Izv. S.-Peterb. Gos. Tekhnol. In-ta (Tekhn. Un-ta)*. 2014. N 25. P. 56-61 (in Russian).
17. **Magnier R., Agassant J.-F., Bastin P.** Experiments and modelling of calender processing for shear thinning thermoplastics between counter rotating rolls with differential velocities. *Int. Polym. Proc.* 2013. V. 28. N 4. P. 437-446. DOI: 10.3139/217.2794.
18. **Meshalkin V.P.** Introduction to the engineering of energy and resource-saving chemical and technological systems. М.: RKHTU im. D.I. Mendeleev. 2020. 208 p. (in Russian).
19. **Lazutin Yu.D.** Quality of life cycle for industrial products. М.: MGTU im. N.E. Bauman. 2016. 2019 p. (in Russian).
20. **Rauwendaal C.** Polymer extrusion. Munich: Carl Hanser. 2014. 950 p. DOI: 10.3139/9781569905395.fm.

22. **Чистякова Т.Б., Полосин А.Н.** Математические модели и программный комплекс для управления экструзионными процессами в гибких многоассортиментных производствах полимерных материалов. *Вестн. Юж.-Урал. гос. ун-та. Мат. моделирование и программирование*. 2019. Т. 12. № 4. С. 5-28. DOI: 10.14529/mmp190401.
23. **Wilczyński K., Nastaj A., Lewandowski A., Wilczyński K.J.** Multipurpose computer model for screw processing of plastics. *Polym.-Plast. Technol. Eng.* 2012. V. 51. N 6. P. 626-633. DOI: 10.1080/03602559.2012.659313.
24. **Teixeira C., Gaspar-Cunha A., Covas J.A.** Flow and heat transfer along the length of a co-rotating twin screw extruder. *Polym.-Plast. Technol. Eng.* 2012. V. 51. N 15. P. 1567-1577. DOI: 10.1080/03602559.2012.716477.
25. **Lewandowski A., Wilczyński K.J., Nastaj A., Wilczyński K.** A composite model for an intermeshing counter-rotating twin-screw extruder and its experimental verification. *Polym. Eng. Sci.* 2015. V. 55. N 12. P. 2838-2848. DOI: 10.1002/pen.24175.
26. **Monchatre B., Raveyre C., Carrot C.** Influence of the melt viscosity and operating conditions on the degree of filling, pressure, temperature, and residence time in a co kneader. *Polym. Eng. Sci.* 2018. V. 58. N 2. P. 133-141. DOI: 10.1002/pen.24540.
27. **Vergnes B.** Calculation of average residence time in a co-kneader. *Int. Polym. Proc.* 2011. V. 26. N 5. P. 587-589. DOI: 10.3139/217.2528.
28. **Brito-Bazan M., Fradette L., Tanguy P.A.** Experimental flow visualization and residence time distributions in a co-kneader. *Int. Polym. Proc.* 2012. V. 27. N 4. P. 414-426. DOI: 10.3139/217.2470.
29. **Monchatre B., Raveyre C., Carrot C.** Residence time distributions in a co-kneader: a chemical engineering approach. *Polym. Eng. Sci.* 2015. V. 55. N 6. P. 1237-1245. DOI: 10.1002/pen.24061.
30. **Советов Б.Я., Пехановский В.В., Чертовской В.Д.** Представление знаний в информационных системах. М.: Академия. 2012. 144 с.
31. **Haykin S.** Neural networks and learning machines. N.Y.: Pearson Prentice Hall. 2009. 906 p.
32. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. N.Y.: Springer. 2009. 745 p.
33. **Kohlert M., Chistyakova T.B.** Advanced process data analysis and on-line evaluation for computer-aided monitoring in polymer film industry. *Изв. С.-Петерб. гос. технолог. ин-та (техн. ун-та)*. 2015. № 29. С. 83-88. DOI: 10.15217/issn998984-9.2015.29.80.
34. **Мешалкин В.П., Дли М.И., Стоянова О.В.** Исследование искусственных нейронных сетей, используемых для моделирования свойств создаваемых композиционных наноматериалов. *Изв. вузов. Химия и хим. технология*. 2011. Т. 54. Вып. 5. С. 124-127.
35. **Chistyakova T.B., Kleinert F., Teterin M.A.** Big data analysis in film production. *Stud. Syst. Decis. Control*. 2020. V. 259. P. 229-236. DOI: 10.1007/978-3-030-32579-4\_18.
36. **Чистякова Т.Б., Тетерин М.А.** Программный комплекс для мониторинга и управления качеством полимерных пленок международной промышленной корпорации. *Динамика слож. систем – XXI в.* 2018. Т. 12. № 3. С. 52-62. DOI: 10.18127/j19997493-201803-08.
21. **Rudloff J., Wilhelm M., Lang M., Heidemeyer P., Bastian M.** Analysis of the process behavior of co-kneaders. *AIP Conf. Proc.* 2019. V. 2055. P. 0200072017. DOI: 10.1063/1.5084808.
22. **Chistyakova T.B., Polosin A.N.** Mathematical models and software package for extrusion control at flexible multi-assortment productions of polymeric materials. *Bull. South Ural State Univ. Math. Modelling, Progr. Computer Software*. 2019. V. 12. N 4. P. 5-28 (in Russian). DOI: 10.14529/mmp190401.
23. **Wilczyński K., Nastaj A., Lewandowski A., Wilczyński K.J.** Multipurpose computer model for screw processing of plastics. *Polym.-Plast. Technol. Eng.* 2012. V. 51. N 6. P. 626-633. DOI: 10.1080/03602559.2012.659313.
24. **Teixeira C., Gaspar-Cunha A., Covas J.A.** Flow and heat transfer along the length of a co-rotating twin screw extruder. *Polym.-Plast. Technol. Eng.* 2012. V. 51. N 15. P. 1567-1577. DOI: 10.1080/03602559.2012.716477.
25. **Lewandowski A., Wilczyński K.J., Nastaj A., Wilczyński K.** A composite model for an intermeshing counter-rotating twin-screw extruder and its experimental verification. *Polym. Eng. Sci.* 2015. V. 55. N 12. P. 2838-2848. DOI: 10.1002/pen.24175.
26. **Monchatre B., Raveyre C., Carrot C.** Influence of the melt viscosity and operating conditions on the degree of filling, pressure, temperature, and residence time in a co kneader. *Polym. Eng. Sci.* 2018. V. 58. N 2. P. 133-141. DOI: 10.1002/pen.24540.
27. **Vergnes B.** Calculation of average residence time in a co-kneader. *Int. Polym. Proc.* 2011. V. 26. N 5. P. 587-589. DOI: 10.3139/217.2528.
28. **Brito-Bazan M., Fradette L., Tanguy P.A.** Experimental flow visualization and residence time distributions in a co-kneader. *Int. Polym. Proc.* 2012. V. 27. N 4. P. 414-426. DOI: 10.3139/217.2470.
29. **Monchatre B., Raveyre C., Carrot C.** Residence time distributions in a co-kneader: a chemical engineering approach. *Polym. Eng. Sci.* 2015. V. 55. N 6. P. 1237-1245. DOI: 10.1002/pen.24061.
30. **Sovetov B.Ya., Tsekhanovskiy V.V., Chertovskoy V.D.** Representation of knowledge in information systems. М.: Akademiya. 2012. 144 p. (in Russian).
31. **Haykin S.** Neural networks and learning machines. N.Y.: Pearson Prentice Hall. 2009. 906 p.
32. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. N.Y.: Springer. 2009. 745 p.
33. **Kohlert M., Chistyakova T.B.** Advanced process data analysis and on-line evaluation for computer-aided monitoring in polymer film industry. *Izv. S.-Peterb. Gos. Tekhnol. In-ta (Tekhn. Un-ta)*. 2015. N 29. P. 83-88. DOI: 10.15217/issn998984-9.2015.29.80.
34. **Meshalkin V.P., Dli M.I., Stoyanova O.V.** Artificial neural networks applied to modeling of the properties of composite materials. *ChemChemTech [Izv. Vyssh. Uchebn. Zaved. Khim. Khim. Tekhnol.]*. 2011. V. 54. N 5. P. 124-127 (in Russian).
35. **Chistyakova T.B., Kleinert F., Teterin M.A.** Big data analysis in film production. *Stud. Syst. Decis. Control*. 2020. V. 259. P. 229-236. DOI: 10.1007/978-3-030-32579-4\_18.
36. **Chistyakova T.B., Teterin M.A.** Software solution for monitoring and control of polymeric film quality for international industrial corporation. *Dinamika Slozh. Sistem – XXI v.* 2018. V. 12. N 3. P. 52-62 (in Russian). DOI: 10.18127/j19997493-201803-08.

Поступила в редакцию (Received) 16.04.2021  
Принята к опубликованию (Accepted) 16.06.2021