

ОБЩАЯ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ
ТЕХНИКА

УДК 004.896:532.5

**СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ
МАТЕМАТИЧЕСКОЙ И НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА
УСТОЙЧИВОСТИ ПРОЦЕССА ВЫТЯЖКИ ФОТОННО-
КРИСТАЛЛИЧЕСКИХ ОПТИЧЕСКИХ ВОЛОКОН¹**

© 2026 г. В. П. Первадчук, Д. Б. Владимирова, А. Л. Деревянкина*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Россия, 14990, Пермь, Комсомольский просп., 2

**E-mail: al_derevyankina@mail.ru*

Поступила в редакцию 06.04.2026

После доработки 01.06.2026

Принята к публикации 11.08.2026

Построена математическая модель устойчивости вытяжки кварцевых капилляров, объединяющая инерционные, вязкостные силы, поверхностное натяжение и все виды теплообмена. С ее помощью определены области устойчивости при различных технологических параметрах и выявлены критические закономерности процесса. На основе расчетных данных разработана и обучена нейросетевая модель, ставшая ядром системы поддержки принятия решений, которая обеспечивает прогнозирование критических режимов и формирование обоснованных рекомендаций для технолога по стабилизации вытяжки волокна. Представлены архитектура, состав блоков системы и результаты численной верификации нейросети. Программный прототип передан на апробацию в профильное предприятие.

Ключевые слова: фотонно-кристаллические оптические волокна, капилляр, вытяжка волокна, математическая модель, устойчивость процесса, система поддержки принятия решений, нейросетевая модель.

1. ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день оптические волокна (ОВ) нашли свое применение в различных областях: телекоммуникации, авиатехники, медицине и т.д. [1–3]. При этом сфера использования ОВ в настоящее время продолжает расширяться. Параллельно с этим появляются новые разновидности ОВ со специфической структурой и, как следствие, более

¹ Международная конференция “Оптическая рефлектометрия, метрология и сенсорика 2026”, Россия, Пермь, 26–28 мая 2026 г.

сложной технологией производства, однако возрастают и требования к качеству оптоволоконной продукции. В силу этого задачи, связанные с производством ОВ, являются актуальными и востребованными. Одним из важных этапов производства волокна является его вытяжка из заготовки. Процесс вытяжки ОВ сложный и многоступенчатый, он зависит как от геометрических показателей заготовки, технологических и физических особенностей самого процесса, так и от характеристик используемого сырья.

Важным условием успешности технологического процесса производства ОВ является обеспечение его стабильности, однако, как и любой процесс, вытяжка кварцевых волокон подвержена внешним воздействиям, которые нельзя просчитать заранее, но которые могут оказать значительное влияние как на сам процесс производства, так и на качество готового продукта. Кроме того, реакция процесса на внешние возмущения различается для разных характеристик производства. В связи с этим необходимо провести анализ связи параметров процесса с его устойчивостью. Данный анализ на этапе моделирования может послужить важным показателем при выборе технологических параметров вытяжки. При этом данная информация должна поступать оперативно к технологу для своевременного принятия производственных решений. Следовательно, возникает потребность в создании системы поддержки принятия решений для процесса вытяжки волокна.

Система поддержки принятия решений (СППР) – это компьютерная автоматизированная система, которая может влиять на процесс принятия организационных решений посредством сбора и анализа большого количества информации [4]. С другой стороны, СППР – комплекс математических и эвристических методов и моделей [5]. При этом отличительной чертой СППР является то, что она помогает лицам, принимающим решения, использовать данные и модели, чтобы решать неструктурированные и полуструктурированные проблемы [6].

Однако при создании СППР в первую очередь нужно учитывать особенности рассматриваемого процесса. В связи с этим при создании СППР для вытяжки волокна авторами были решены следующие задачи:

- разработана модифицированная математическая модель, описывающая процесс вытяжки ОВ и учитывающая как геометрические параметры заготовки, конструктивные особенности печи, физические свойства кварца, так и особенности вытяжки целиком,
- на основе модели вытяжки была создана математическая модель для определения устойчивости рассматриваемого процесса,
- для ряда значений параметров вытяжки с помощью разработанной модели определена устойчивость процесса и выявлен ряд закономерностей,
- на основе просчитанных данных была построена нейросетевая модель, которая позволяет

оперативно определять устойчивость вытяжки.

В результате была созданная СППР технолога для вытяжки кварцевых волокон различной структуры. Программный прототип системы передан на профильное предприятие.

Созданный комплекс имеет несколько преимуществ. Прежде всего, система позволяет значительно повысить точность и согласованность решений по управлению, снизить риск дефектов вытягиваемого волокна за счет анализа реакции процесса вытяжки на внешние возмущения. Использование СППР позволяет значительно повысить эффективность и точность процесса управления. Главная задача СППР – выработка рекомендаций для технолога по изменению технологических параметров, которые должны обеспечивать стабильность процесса производства волокна. Верификация предложенных решений на реальных технологических данных и оценка эффективности системы в производственных условиях составят предмет дальнейших исследований.

2. МОДИФИЦИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ ВЫТЯЖКИ КВАРЦЕВОГО КАПИЛЛЯРА

Математическое описание процесса вытяжки кварцевого волокна основывается на законах сохранения массы, энергии и количества движения. При создании модели учитывались как инерционные силы, силы вязкого трения и поверхностного натяжения, так и совместное действие всех видов теплообмена: теплопроводности, конвекции и излучения [7–11].

В итоге система уравнений, описывающая движение и теплообмен при вытяжке капилляров, с учетом начальных и граничных условий в безразмерной форме имеет вид

$$\begin{aligned}
& (R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau)) \left(\frac{\partial V(z, \tau)}{\partial \tau} + V(z, \tau) \frac{\partial V(z, \tau)}{\partial z} \right) = \\
& = \frac{3}{\text{Re}} \frac{\partial}{\partial z} \left((R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau)) \mu(T(z, \tau)) \frac{\partial V(z, \tau)}{\partial z} \right) + \frac{(R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau))}{\text{Fr}} + \\
& + \frac{1}{\text{We}} \frac{\partial (R_1(z, \tau) + R_2(z, \tau))}{\partial z}, \\
& \frac{\partial R_1^2(z, \tau)}{\partial \tau} + \frac{\partial (V(z, \tau) R_1^2(z, \tau))}{\partial z} = \frac{\text{La} R_1^2(z, \tau) R_2^2(z, \tau) - \frac{1}{\text{Ma}} R_1(z, \tau) R_2(z, \tau) (R_1(z, \tau) + R_2(z, \tau))}{\mu(T(z, \tau)) (R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau))}, \\
& \frac{\partial R_2^2(z, \tau)}{\partial \tau} + \frac{\partial (V(z, \tau) R_2^2(z, \tau))}{\partial z} = \frac{\text{La} R_1^2(z, \tau) R_2^2(z, \tau) - \frac{1}{\text{Ma}} R_1(z, \tau) R_2(z, \tau) (R_1(z, \tau) + R_2(z, \tau))}{\mu(T(z, \tau)) (R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau))}, \\
& (R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau)) \left(\frac{\partial T(z, \tau)}{\partial \tau} + V(z, \tau) \frac{\partial T(z, \tau)}{\partial z} \right) = \frac{1}{\text{Pe}} \frac{\partial}{\partial z} \left(\left(\lambda_c + \frac{16\sigma_0 n_c^2}{3\beta_k} T^3(z, \tau) \right) (R_2^2(z, \tau) - R_1^2(z, \tau)) \frac{\partial T(z, \tau)}{\partial z} \right) - \\
& - 2R_1(z, \tau) \sqrt{1 + \left(\frac{\partial R_1(z, \tau)}{\partial z} \right)^2} \text{St}_1(T(z, \tau) - T_{\text{in}}) - 2R_2(z, \tau) \sqrt{1 + \left(\frac{\partial R_2(z, \tau)}{\partial z} \right)^2} \text{St}_2(T(z, \tau) - 1) - \\
& - 2\chi_1 R_2(z, \tau) \sqrt{1 + \left(\frac{\partial R_2(z, \tau)}{\partial z} \right)^2} (T^4(z, \tau) - T_{\text{out}}^4) + \\
& + 4\chi_2 R_2(z, \tau) R_1(z, \tau) \int_0^1 \frac{(\bar{\beta} \varepsilon_f T_f^4(\eta, \tau) - \varepsilon T^4(z, \tau)) ((R_f - R_2(z, \tau)) + |R_2'(z, \tau)| (z - \eta))}{((\eta - z)^2 + (R_f - R_2(z, \tau))^2)^2} d\eta \\
& V(z, 0) = \frac{v_s(z)}{v_L} = V_s(z), \quad V(0, \tau) = \frac{v_0}{v_L} = \frac{1}{E}, \quad V(1, \tau) = 1, \\
& R_1(z, 0) = \frac{r_{1s}(z)}{L} = R_{1s}(z), \quad R_1(0, \tau) = \frac{r_{10}}{L} = R_{10}, \\
& R_2(z, 0) = \frac{r_{2s}(z)}{L} = R_{2s}(z), \quad R_2(0, \tau) = \frac{r_{20}}{L} = R_{20}, \\
& T(z, 0) = \frac{t_s(z)}{T_a} = T_s(z), \quad T(0, \tau) = \frac{t_0}{T_a}, \quad \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{z=1} = 0.
\end{aligned} \tag{1}$$

Здесь $v_s(z)$ – начальная скорость, v_0 – скорость подачи волокна, v_L – скорость вытяжки волокна, $r_{1s}(z)$ и $r_{2s}(z)$ – начальные значения внутреннего и внешнего радиусов капилляра, r_{10} и r_{20} – внутренний и внешний радиусы заготовки, $t_s(z)$ – начальная температура, t_0 – температура заготовки, $\text{Re} = \rho v_L L / \mu_0$ – число Рейнольдса, $\text{Fr} = v_L^2 / Lg$ – число Фруда, $\text{We} = \rho L v_L^2 / \tilde{\gamma}$ – число Вебера, $\text{La} = \bar{P}_0 L / \mu_0 v_L$ – критерий взаимодействия капиллярных сил, $\text{Ma} = \mu_0 v_L / \tilde{\gamma}$ – критерий взаимодействия сил молекулярного трения, $\text{Pe} = \rho C_p v_L L / \lambda_0$

– число Пекле, $St_1 = \bar{\alpha}_1 / \rho C_p v_L$, $St_2 = \bar{\alpha}_2 / \rho C_p v_L$ – критерий Стэнтона,
 $\chi_1 = \omega_2 \varepsilon n_c^2 \bar{\sigma}_0 \bar{T}_a^3 / \rho C_p v_L$, $\chi_2 = n_c^2 \sigma_0 \bar{T}_a^3 / \rho C_p v_L$ – безразмерные комплексы 1, 2.

В работе [10] проведена проверка на адекватность полученной модели путем сравнения с результатами эксперимента.

Стоит отметить, что из полученной модели вытяжки кварцевого капилляра с помощью асимптотического приближения внутреннего радиуса к нулю была также получена известная модель вытяжки сплошного волокна, приведенная в работе [11].

Именно система (1) легла в основу анализа устойчивости процесса вытяжки кварцевого капилляра.

3. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ УСТОЙЧИВОСТИ ВЫТЯЖКИ КВАРЦЕВЫХ КАПИЛЛЯРОВ

Существенным в определении устойчивости является свойство малости возмущения, и это свойство может служить основанием для пренебрежения в процессе исследования устойчивости произведениями возмущений искомых функции, другими словами, анализ линеаризованной в окрестности своего стационарного состояния системы может заменить анализ исходной нелинейной системы [10–14].

Соответственно, на первом этапе была выполнена линеаризация, при которой определяющие состояние системы параметры разделялись на основные $\bar{F}(z)$ и возмущающие $\tilde{F}(z, \tau)$:

$$\begin{aligned} F(z, \tau) &= \bar{F}(z)(1 + \tilde{F}(z, \tau)), \\ F(z, \tau) &\in (V(z, \tau), R_1(z, \tau), R_2(z, \tau), T(z, \tau)), \\ \bar{F}(z) &\in (\bar{V}(z), \bar{R}_1(z), \bar{R}_2(z), \bar{T}(z)), \\ \tilde{F}(z, \tau) &\in (\tilde{V}(z, \tau), \tilde{R}_1(z, \tau), \tilde{R}_2(z, \tau), \tilde{T}(z, \tau)) \end{aligned}$$

В качестве основных параметров выступают стационарные решения системы (1). В результате была получена система, описывающая эволюцию возмущающих воздействий. Для упрощения записи всюду далее $\tilde{F}(z, \tau) = \tilde{F}$, $\bar{F}(z) = \bar{F}$.

С учетом этого замечания линеаризованная система уравнений приняла вид

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \tilde{V}}{\partial \tau} &= \frac{3\mu}{\text{Re}} \frac{\partial^2 \tilde{V}}{\partial z^2} + \beta_1(z) \frac{\partial \tilde{V}}{\partial z} + \beta_2(z) \tilde{V} + \alpha_1(z) \frac{\partial \tilde{R}_2}{\partial z} + \alpha_2(z) \tilde{R}_2 + \theta_1(z) \frac{\partial \tilde{R}_1}{\partial z} + \theta_2(z) \tilde{R}_1 + \varphi_1(z) \frac{\partial \tilde{T}}{\partial z} + \varphi_2(z) \tilde{T}, \\
-\frac{\partial \tilde{R}_1}{\partial \tau} &= \beta_3(z) \frac{\partial \tilde{V}}{\partial z} + \beta_4(z) \tilde{V} + \theta_3(z) \frac{\partial \tilde{R}_1}{\partial z} + \theta_4(z) \tilde{R}_1 + \alpha_3(z) \tilde{R}_2, \\
-\frac{\partial \tilde{R}_2}{\partial \tau} &= \beta_3(z) \frac{\partial \tilde{V}}{\partial z} + \beta_5(z) \tilde{V} + \theta_3(z) \frac{\partial \tilde{R}_1}{\partial z} + \theta_5(z) \tilde{R}_1 + \alpha_4(z) \tilde{R}_2, \\
\frac{\partial \tilde{T}}{\partial \tau} &= \frac{\lambda}{\text{Pe}} \frac{\partial^2 \tilde{T}}{\partial z^2} + \varphi_3(z) \frac{\partial \tilde{T}}{\partial z} + \varphi_4(z) \tilde{T} + \alpha_5(z) \frac{\partial \tilde{R}_2}{\partial z} + \alpha_6(z) \tilde{R}_2 + \theta_6(z) \frac{\partial \tilde{R}_1}{\partial z} + \theta_7(z) \tilde{R}_1 + \beta_6(z) \tilde{V}, \\
\tilde{V}(z, 0) &= 0, \quad \tilde{V}(0, \tau) = 0, \quad \tilde{V}(1, \tau) = 0, \\
\tilde{R}_1(z, 0) &= 0, \quad \tilde{R}_1(0, \tau) = 0, \quad \tilde{R}_2(z, 0) = 0, \quad \tilde{R}_2(0, \tau) = 0, \\
\tilde{T}(z, 0) &= 0, \quad \tilde{T}(0, \tau) = 0, \quad \frac{\partial \tilde{T}}{\partial z} \Big|_{z=1} = 0.
\end{aligned} \tag{2}$$

Соответствующие коэффициенты системы (2) зависят только от стационарного решения исходной нелинейной системы (1), они более подробно описаны в работы [10].

На следующем этапе был применен метод разделения переменных, согласно которому в линеаризованных уравнениях системы (2) неизвестные были представлены следующим образом: $\tilde{F}(z, \tau) = \tilde{f}(z)e^{-i\omega\tau}$, $\tilde{f}(z) \in (\tilde{v}(z), \tilde{t}(z), \tilde{r}_1(z), \tilde{r}_2(z))$.

После разделения переменных система (2) была сведена к системе линейных обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned}
&\frac{3\mu}{\text{Re}} \tilde{v}''(z) + \beta_1(z) \tilde{v}'(z) + (\beta_2(z) + i\omega) \tilde{v}(z) + \alpha_1(z) \tilde{r}_2'(z) + \alpha_2(z) \tilde{r}_2(z) + \theta_1(z) \tilde{r}_1'(z) + \\
&+ \theta_2(z) \tilde{r}_1(z) + \phi_1(z) \tilde{t}'(z) + \phi_2(z) \tilde{t}(z) = 0, \\
&\beta_3(z) \tilde{v}'(z) + \beta_4(z) \tilde{v}(z) + \theta_3(z) \tilde{r}_1'(z) + (\theta_4(z) - i\omega) \tilde{r}_1(z) + \alpha_3(z) \tilde{r}_2(z) = 0, \\
&\beta_3(z) \tilde{v}'(z) + \beta_5(z) \tilde{v}(z) + \theta_3(z) \tilde{r}_2'(z) + (\alpha_4(z) - i\omega) \tilde{r}_2(z) + \theta_5(z) \tilde{r}_1(z) = 0, \\
&\frac{\lambda}{\text{Pe}} \tilde{t}''(z) + \phi_3(z) \tilde{t}'(z) + (\phi_4(z) + i\omega) \tilde{t}(z) + \alpha_5(z) \tilde{r}_2'(z) + \alpha_6(z) \tilde{r}_2(z) + \\
&+ \theta_6(z) \tilde{r}_1'(z) + \theta_7(z) \tilde{r}_1(z) + \beta_6(z) \tilde{v}(z) = 0.
\end{aligned} \tag{3}$$

Далее с помощью дискретизации конечно-разностным методом (центральная аппроксимация) была получена система линейных алгебраических уравнений, которая в матричном виде имеет следующий вид: $(i\mathbf{N} - \omega\mathbf{I})\mathbf{X} = 0$.

Здесь i – мнимая единица, $\mathbf{X} = (\tilde{v}_k, \tilde{r}_{1k}, \tilde{r}_{2k}, \tilde{t}_k)^T$ – вектор-столбец значений переменных на каждом шаге, $\mathbf{I}$ – единичная матрица, $\mathbf{N}$ – матрица коэффициентов при переменных $\mathbf{X}$. Дальнейший анализ устойчивости строился на определении знака коэффициента затухания первой моды – максимальной мнимой части из всех ω . Проведена качественная оценка

адекватности модели путем сопоставления полученных закономерностей с литературными данными. Можно считать модель адекватной в рамках принятых допущений.

4. НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ УСТОЙЧИВОСТИ ВЫТЯЖКИ КВАРЦЕВЫХ КАПИЛЛЯРОВ

Реализация и верификация нейросетевой модели классификации состояний устойчивости разрабатывались на фундаменте построенной ранее математической модели линейной устойчивости. Был реализован масштабный цикл численных экспериментов, охватывающий репрезентативный диапазон варьирования характеристик процесса вытяжки [10]. Полученный массив данных сформировал эмпирическую базу, достаточную для аппроксимации сложной нелинейной границы разделения классов с помощью аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС). Исходное пространство признаков R^{10} включало десять количественных переменных (табл. 1), описывающих динамические и кинематические параметры системы. Целевая переменная была формализована как бинарная категориальная метка $y \in \{0,1\}$, где 1 соответствует области устойчивого протекания процесса, а 0 – области потери устойчивости.

Таблица 1. Спецификация входных данных

№	Признак
1	Зона наблюдения
2	Радиус печи
3	Относительная ширина нагревательного элемента
4	Температура в начале и конце печи
5	Температура нагревательного центра
6	Внутренний радиус заготовки
7	Внешний радиус заготовки
8	Скорость вытяжки
9	Кратность вытяжки
10	Давление

4.1. Предварительная обработка и формирование признакового пространства

Этап предварительной обработки данных имел критическое значение для обеспечения вычислительной стабильности. В ходе статистического анализа были идентифицированы и исключены признаки с нулевой дисперсией, которые не вносят вклада в информационную энтропию системы. Кроме того, на основе корреляционного анализа были выявлены коллинеарные предикторы. Устранение мультиколлинеарности позволило снизить риск

вырождения матрицы весов и улучшить интерпретируемость модели, сократив размерность входного вектора до 9 значимых переменных.

Для приведения разнородных физических величин к сопоставимому диапазону и обеспечения эффективной работы градиентных методов оптимизации была выполнена стандартизация (z-score normalization): $z=(x-\mu)/\sigma$, где μ – среднее значение, а σ – стандартное отклонение. Это позволило избежать доминирования признаков с большими абсолютными значениями и ускорило сходимость алгоритма к глобальному минимуму целевой функции. Весь массив данных был подвергнут процедуре псевдослучайной пермутации и разделен на три непересекающихся множества: обучающее (60%) для непосредственной корректировки весов, валидационное (20%) для мониторинга обобщающей способности и настройки гиперпараметров и тестовое (20%) для финальной оценки качества на данных, не участвовавших в обучении.

4.2. Архитектура и топология нейронной сети

В качестве базового классификатора была выбрана полносвязная нейронная сеть прямого распространения – многослойный перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP). Выбор данной архитектуры обоснован универсальной теоремой аппроксимации (теорема Цыбенко), согласно которой сеть с конечным числом слоев способна аппроксимировать любую непрерывную функцию на компактных подмножествах с любой заданной точностью [15]. В ходе итерационного поиска была определена оптимальная конфигурация “9–64–32–2”. Входной слой адаптирован под размерность очищенных данных ($n=9$). Скрытые слои содержат 64 и 32 нейрона соответственно. В качестве функции активации скрытых слоев использована нелинейность ReLU (Rectified Linear Unit). Применение ReLU позволило эффективно нивелировать проблему "затухающих градиентов", характерную для сигмоидальных функций, и обеспечивало разреженность активаций, что благотворно сказывается на скорости вычислений [16]. Выходной слой, состоящий из двух нейронов, снабжен функцией Softmax, которая преобразует выходные значения в вектор апостериорных вероятностей принадлежности к классам [17].

Это позволяет рассматривать задачу классификации в вероятностной постановке, что критически важно для последующей интеграции модели в систему поддержки принятия решений.

4.3. Оптимизация и стратегии регуляризации

Обучение сети осуществлялось путем минимизации функции потерь в форме категориальной кросс-энтропии (Categorical Cross-entropy), которая математически эквивалентна методу максимального правдоподобия. В качестве алгоритма оптимизации

применен адаптивный метод (Adaptive Moment Estimation). Данный оптимизатор сочетает в себе концепцию импульса для преодоления локальных минимумов и адаптивное изменение скорости обучения для каждого параметра, что обеспечивает высокую робастность процесса обучения [18]. Для предотвращения переобучения, вызванного высокой емкостью модели относительно объема данных, был реализован комплекс мер структурной и параметрической регуляризации:

- dropout (метод исключения) с вероятностью $p=0.5$ в обоих скрытых слоях. Данный метод предотвращает коадаптацию нейронов, заставляя сеть извлекать более устойчивые и инвариантные признаки;
- L2-регуляризация (Weight Decay) с параметром регуляризации $\lambda = 0.01$. К функции потерь добавляется штрафное слагаемое, пропорциональное квадрату нормы весов, что ограничивает их рост и делает решающую поверхность более гладкой;
- Batch Normalization, этот метод стабилизирует распределение входных данных на каждом слое, что позволяет использовать более высокие значения шага градиента;
- Early Stopping, процесс обучения прерывался автоматически в момент начала роста ошибки на валидационной выборке, что гарантировало сохранение состояния модели с наилучшей обобщающей способностью.

После завершения этапа обучения и тонкой настройки модель продемонстрировала высокие показатели предиктивной точности на тестовой выборке (табл. 2). Полученная высокоточная нейросетевая модель классификации устойчивости процесса вытяжки является вычислительно эффективным инструментом, который в дальнейшем лег в основу интеллектуального ядра предлагаемой СППР.

Таблица 2. Основные метрики качества нейросетевой модели

№	Метрика	Значение
1	Точность (Accuracy)	91.67%
2	Процент ошибок (Error Rate)	8.33%
3	Перекрестная энтропия	0.2368
4	Среднеквадратическая ошибка (MSE)	0.0771
5	AUC	0.937

5. ЧИСЛЕННЫЙ АНАЛИЗ ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ ПРОЦЕССА ВЫТЯЖКИ

Анализ линейной устойчивости позволяет определить границу значений параметров вытяжки, при которой процесс утрачивает устойчивость по отношению к малым возмущениям. Для завершения оценки чувствительности процесса вытяжки к внешним воздействиям необходимо также решить две задачи:

- охарактеризовать реакцию процесса на возможные флуктуации конечной амплитуды в области линейной устойчивости;
- исследовать поведение вторичных течений, развивающихся вследствие потери устойчивости основного течения.

Для ответа на поставленные вопросы в случае изотермической вытяжки был проведен численный анализ полной системы нелинейных уравнений (1) при параметрах, принадлежащих как области линейной устойчивости, так и области неустойчивости. Показано, что при выборе параметров технологического процесса из области устойчивости малые возмущения за конечное время затухают. В случае линейной неустойчивости, в частности, когда кратность вытяжки превышает критическое значение, процесс изотермической вытяжки не выходит на стационарный режим: в системе сохраняются колебания, амплитуда которых зависит от кратности вытяжки [10, 19, 20].

В области линейной устойчивости анализ нелинейной системы позволяет не только выявить критические значения амплитуды и частоты гармонических возмущений, приводящие к наиболее длительному процессу установления решений, но и определить время затухания вносимых возмущений. Кроме того, такой подход дает возможность оценить характеристики вторичного течения (амплитуду и частоту возникающих возмущений) в случае линейной неустойчивости.

В связи с изложенным выше в разработанную СППР включен модуль анализа чувствительности полной нелинейной системы (1), описывающей процесс вытяжки волокна.

6. ИНТЕЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Авторами создана пассивная квазиавтоматическая система поддержки принятия решений, в основе которой лежат математическая модель линейной устойчивости и нейронная сеть. Созданная СППР состоит из модуля анализа, базы данных и двух решателей, а также модуля визуализации (рис. 1).

Рис. 1. Структурная модель СППР

В предлагаемом сценарии использования с СППР взаимодействует технолог, который разрабатывает технологический процесс вытяжки волокна. Технолог через интерфейс вводит в систему параметры вытяжки. На первом этапе включается блок анализа для выбора решателя. Данный модуль анализирует полученные данные, и если режим, соответствующий введенным параметрам, был просчитан ранее, или если введенные параметры отличаются лишь технологическими характеристиками, запускается решатель на основе нейронной сети; если отличия заключаются в физико-химических свойствах волокна, то запускается модуль линейной устойчивости, основанный на математической модели. Выбранный решатель выдает

информацию об устойчивости процесса технолог и дополнительно сохраняет результаты в базу режимов.

В СППР функционирует решатель для определения линейной устойчивости на основе предложенной математической модели. Алгоритм данного модуля заключается в следующем: на первом этапе для введенных технологом параметров вытяжки находится стационарное течение. На его основе рассчитываются коэффициенты линеаризации. Согласно разработанному авторами алгоритму из полученных коэффициентов создается матрица. Затем на основе QR-алгоритма система находит собственные числа данной матрицы коэффициентов. Система анализирует их и определяет линейную устойчивость процесса.

Одним из недостатков данного решателя являются временные затраты как на получение стационарного решения, так и на расчет собственных чисел матрицы коэффициентов. Альтернативой рассмотренного модуля является решатель, в основе которого заложена нейросетевая модель. Разработанная нейронная сеть, как было показано выше, имеет хорошую точность и определяет линейную устойчивость в разы быстрее, что критически значимо при принятии оперативного решения технологом.

Дополнительно в предложенной СППР создан модуль анализа чувствительности (рис. 2). В случае устойчивого процесса в данном модуле оценивается поведение возмущений конечной амплитуды. Для этого программный комплекс решает систему нелинейных уравнений (1) с внесенными в начальные условия гармоническими колебаниями с разными значениями амплитуды и частоты. В дальнейшем на экран выводятся динамика изменений со временем гармонических колебаний начальных условий, а также профили неизвестных системы. Дополнительно СППР выдает значение максимальной амплитуды возмущения и время, за которое данные колебания полностью затухнут.

Рис. 2. Структура модуля анализа чувствительности

В случае неустойчивости рассматриваемого процесса в модуле анализа чувствительности оценивается вторичное течение, которое развивается в результате потери устойчивости основного течения. Для этого СППР решает полную нелинейную систему (1), которая описывает динамику вытяжки волокна, а также строит профили полученных решений. Было показано, что эволюция колебаний, возникающих в неустойчивом режиме, носит устойчивый характер, т. е. возникает режим установившихся колебаний с определенными амплитудой и периодом, порядок которых зависит от параметров процесса [10]. В связи со сказанным выше СППР строит аттрактор рассматриваемой динамической системы. Тем самым, модуль анализа чувствительности дополняет информацию об устойчивости процесса вытяжки, а также представляет наглядную информацию о поведении рассматриваемого процесса и его эволюции со временем.

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе анализа потребностей производства разработана система поддержки принятия решений. В состав созданной СППР входят математическая модель вытяжки ОВ, модель анализа устойчивости процесса, база накопленных данных, а также нейросетевая модель, обученная на результатах вычислительного эксперимента. Данная система дополнена модулем чувствительности, обеспечивающим также визуализацию рассматриваемого процесса.

Данная СППР предоставляет технологу полную информацию о реакции процесса на внешние возмущения, необходимую для разработки эффективного и безопасного технологического процесса вытяжки волокна, его дальнейшего оптимального управления и, как следствие, получения качественного продукта.

Программная реализация системы выполнена. На данный момент СППР передана для опытной эксплуатации на профильное предприятие. Дальнейшие исследования предполагают сбор и накопление реальных технологических данных, верификацию нейросетевой модели на их основе и оценку эффективности системы в производственных условиях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Nie M., Xia Y.H., Yang H.S. Clust. Comput. 2019. V. 22. P. 8217. <https://doi.org/10.1007/s10586-018-1727-9>
2. Reeves W., Knight J., Russell P., Roberts P. Opt. Express 2002. V. 10. P. 609. <https://doi.org/10.1364/oe.10.000609>
3. Habib M.A., Anower M.S., Hasan M.R. Curr. Opt. Photon. 2017. V. 1. P. 567. <https://doi.org/10.3807/COPP.2017.1.6.567>
4. Arnott D., Pervan G. A. J. Inform. Technol. 2005. V. 20. № 2. P. 67. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jit.2000035>
5. Прокопенко Н.Ю. Системы поддержки принятия решений: учебное пособие. Нижний Новгород: ННГАСУ, 2017.
6. Keen P. G. W. MIS Quarterly. 1981. V. 5. № 1. P. 1. <https://doi.org/10.2307/249154>
7. Иванов Г.А., Первадчук В.П. Технология производства и свойства кварцевых оптических волокон: учеб. пособие, Пермь: ПНИПУ, 2011.
8. Fitt A.D., Furusawa K., Monro T.M., Please, C.P. J. Light. Technol. 2001. V. 19. P. 1924, <https://doi.org/10.1109/50.971686>
9. Lienhard I.V., John H. A Heat Transfer Textbook; Phlogiston Press: Cambridge, MA, USA, 2017.

10. *Pervadchuk V.P., Vladimirova D.V., and Derevyankina A.L., Algorithms. V. 16. № 2. P 83.*
<https://doi.org/10.3390/a16020083>
11. *Vasil'ev V.N., Dul'nev G. N., Naumchik V. D. J. Engeen. Phys. 1988. V. 55. P. 918.*
<https://doi.org/10.1007/BF00870743>
12. *Drazin, P.G., Reid, W.H. Hydrodynamic Stability; Cambridge University Press., USA, 2010.*
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511616938>
13. *Perko L. Differential Equations and Dynamical Systems. New York: Springer, 2001.*
14. *Bechert M., Scheid B. Phys. Rev. Fluids 2017. V. 2(11). Art. 113905.*
<https://doi.org/10.1103/PhysRevFluids.2.113905>
15. *Cybenko G. Math. Control Signals Syst. 1989. V.2 P. 303.* <https://doi.org/10.1007/bf02551274>
16. *Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Advances in Neural Information Processing Systems. 2012. V. 25. P. 1097.*
17. *Bridle J.S. Advances in Neural Information Processing Systems. 1990. V. 2. P. 211.*
18. *Kingma D.P., Ba J.L. 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015). San Diego, CA, USA, 2015.*
19. *Hagen T, Langwallner B. Z. Angew. Math. Mech. 2006. V. 86. P. 63.*
<https://doi.org/10.1002/zamm.200410225>
20. *Gospodinov P., Roussinov Vl. Int. J. Multiph. Flow. 1993. V. 19. № 6. P. 1153.*
[https://doi.org/10.1016/0301-9322\(93\)90082-6](https://doi.org/10.1016/0301-9322(93)90082-6)

ПОДПИСИ К РИСУНКАМ

Рис. 1. Структурная модель СППР

Рис. 2. Структура модуля анализа чувствительности

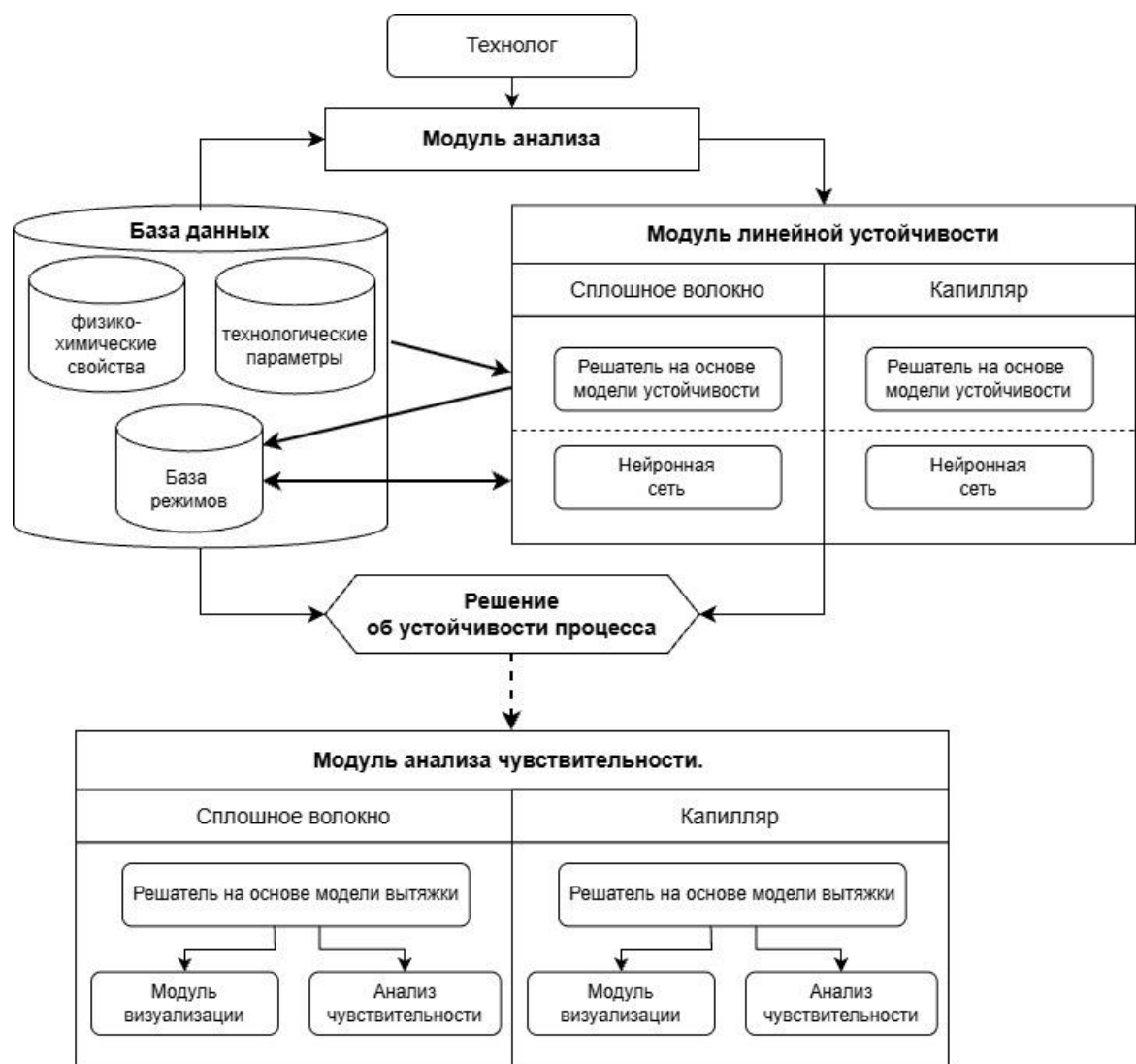


Рис. 1.

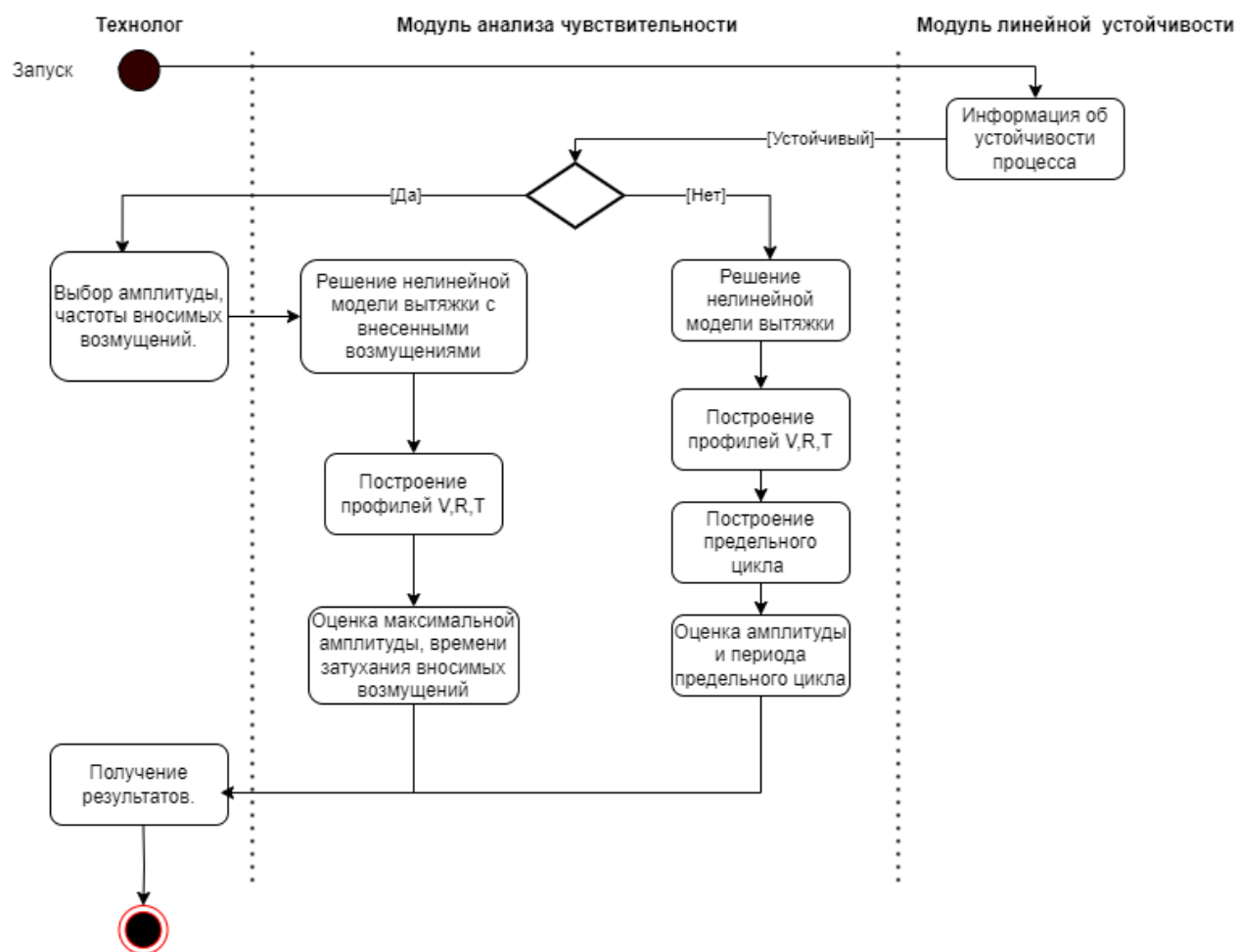


Рис. 2.