

РАЗРАБОТКА ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА ПРОИЗВОДСТВЕННОЙ ЛИНИИ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОТКАЗОВ ОБОРУДОВАНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

¹Маркарян Л. В., ²Бегичев. Е. А.

¹Федеральное государственное образовательное бюджетное учреждение высшего образования «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», Москва, Российская Федерация, e-mail: laura.alex@mail.ru;

²Акционерное общество, акционерный коммерческий банк «НОВИКОМБАНК», Москва, Российская Федерация

Промышленные предприятия сталкиваются с проблемами, вызванными внезапным отказом производственного оборудования. Одним из перспективных направлений является применение концепции цифровых двойников производственных линий, позволяющих своевременно выявлять потенциальные неисправности и прогнозировать отказы промышленного оборудования. Целью данной работы является разработка комплексного подхода к созданию цифрового двойника производственной линии путем моделирования технологических процессов и прогнозирования отказов оборудования. При проектировании и моделировании отказов оборудования производственной линии использовались результаты теоретического анализа современных научно-технических исследований концепции цифровых двойников. Обоснован выбор платформы для создания цифровых двойников, позволяющей интегрировать данные с различных устройств и применять аналитические методы для прогнозирования и предотвращения отказов. Рассмотрен основной технологический процесс. Разработана дискретно-событийная модель по производству солнечных панелей, которая обеспечила детальное моделирование всех этапов производства с точным воспроизведением временных параметров, логики управления потоками и обработки исключительных ситуаций. Добавлена комплексная система визуализации производственного процесса, которая обеспечивает несколько режимов отображения – от упрощенного схематичного до максимально детализированного. Представлена математическая верификация цифрового двойника промышленной системы для прогнозирования отказов. Проведена многоцелевая оптимизация эксплуатационных процессов, и представлены конечные результаты ключевых показателей производственной системы. Результаты исследования подтвердили эффективность использования цифровых двойников для контроля отказов оборудования в промышленных системах. Разработанная модель продемонстрировала высокую точность прогнозирования и может быть адаптирована для других производственных областей.

Ключевые слова: цифровые двойники, дискретно-событийная модель, математическая верификация, оптимизация, прогнозирование и предотвращение отказов

DEVELOPMENT OF A DIGITAL TWIN OF A PRODUCTION LINE FOR MODELING AND PREDICTING EQUIPMENT FAILURES OF AN INDUSTRIAL ENTERPRISE

¹Markaryan L. V., ²Begichev E. A.

¹Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Financial University under the Government of the Russian Federation", Moscow, Russian Federation, e-mail: laura.alex@mail.ru;

²Joint Stock Company, NOVIKOMBANK Joint Stock Commercial Bank, Moscow, Russian Federation

Industrial enterprises face challenges caused by sudden equipment failures. One promising area is the application of digital twins of production lines, which enable the timely detection of potential malfunctions and the prediction of industrial equipment failures. The goal of this work is to develop a comprehensive approach to creating a digital twin of a production line through process modeling and equipment failure prediction. The design and modeling of production line equipment failures utilized the results of a theoretical analysis of modern scientific and technical research into the digital twin concept. The choice of a platform for creating digital twins is substantiated, enabling the integration of data from various devices and the application of analytical methods to predict and prevent failures. The core technological process is examined. A discrete-event model for solar panel production was developed, enabling detailed modeling of all production stages with precise reproduction of timing parameters, flow control logic, and exception handling. A comprehensive production process visualization system was added, providing multiple display modes—from a simplified schematic to highly detailed. Mathematical verification of the industrial system's digital twin for failure prediction is presented. Multi-objective optimization of operational processes is conducted, and the results of key performance indicators for the production system are presented. The results confirmed the effectiveness of using digital twins to monitor equipment failures in industrial systems. The developed model demonstrated high predictive accuracy and can be adapted to other manufacturing applications.

Keywords: digital twin, discrete-event model, mathematical verification, optimization, failure prediction and prevention

Введение

Современные промышленные предприятия сталкиваются с необходимостью минимизировать простой оборудования, а также предотвратить его отказ в процессе работы. Цифровой двойник – виртуальная модель реального объекта предприятия, позволяет не только прогнозировать отказ оборудования, но и оптимизировать производственные процессы, тем самым снижая затраты на обслуживание оборудования и повышая эффективность предприятия [1; 2].

Цель исследования – разработка цифрового двойника производственной линии для прогнозирования отказов оборудования на промышленном предприятии.

Материалы и методы исследования

В данной статье рассматривается применение методов статистического анализа и дискретно-событийного моделирования для создания цифрового двойника производственной линии с целью предотвращения отказа оборудования на производстве. При проектировании и моделировании отказов оборудования производственной линии использовались результаты теоретического анализа современных научно-технических исследований концепции цифровых двойников. Для передачи большого объема информации при мониторинге и контроле измеряемых параметров качества производимых солнечных батарей применялась адаптивная информационно-измерительная система, для реализации которой было выбрано вейвлет-преобразование [3].

Результаты исследования и их обсуждение

Объектом исследования является производственная линия по изготовлению солнечных панелей. Производственная линия включает в себя:

- ключевые этапы: сборка элементов, ламинирование, контроль качества;
- оборудование: стрингерные машины, ламинаторы, роботы-укладчики;
- критические параметры: температура, давление, вибрации, время изготовления.

Для моделирования цифрового двойника выбранной производственной линии использована платформа AnyLogic. AnyLogic – это отечественная разработка, которая поддерживает многоподходное имитационное моделирование: агентное, дискретно-событийное и системно-динамическое моделирование. В исследовании использовались:

- агентное моделирование – для динамики производственных объектов;
- статистический анализ временных рядов – для выявления аномалий в данных с датчиков оборудования;
- дискретно-событийное моделирование – для моделирования технологических процессов.

Создание цифрового двойника на AnyLogic включает в себя:

- создание симуляционной модели, которая точно отражает рабочий процесс физической системы;
- динамическое связывание модели с операционными базами данных или потоками данных в режиме реального времени;
- фиксация ключевых показателей эффективности, которые можно постоянно сравнивать с реальными данными для валидации и улучшения [4; 5].

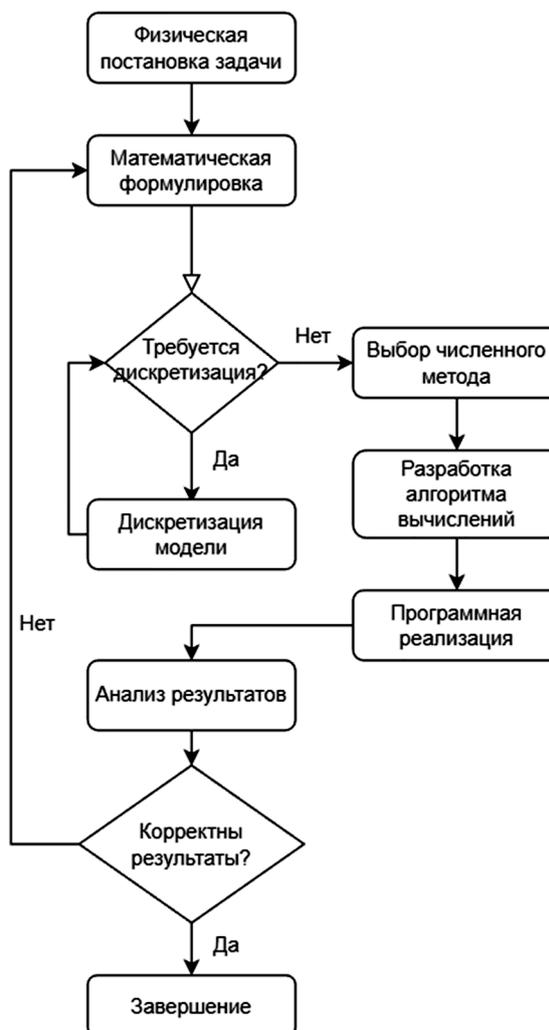


Рис. 1. Алгоритм создания цифрового двойника
Примечание: составлено авторами на основе полученных данных в ходе исследования

Поставленная задача направлена на создание практического инструмента для прогнозирования отказа оборудования, а также повышения эффективности промышленных систем. Реализация цифрового двойника позволит перейти от реактивного к предиктивному управлению производством, что соответствует глобальным трендам Industry 4.0. На рисунке 1 представлен алгоритм создания цифрового двойника.

Рассмотрим математическую постановку задачи. Для компактного представления всех процессов в виде единой формулы можно использовать оператор супремума (максимума) по времени и этапам производства, объединяющий ключевые аспекты:

$$P(t) = T_H \cdot A_t(t) \cdot Q_T(t) \cdot S_T(t), \quad (1)$$

где $T_H = \mu_i^{eff}$ – пропускная способность,

$$A_t = \prod_{i=0}^{10} e^{-\lambda_i t} \quad \text{– интегральная доступность,}$$

λ_i – интенсивность отказов i -го компонента системы (вероятность отказа в единицу времени),

t – время работы системы,

$e^{-\lambda_i t}$ – вероятность безотказной работы i -го компонента за время t , произведение по всем компонентам ($i = 0 \dots 10$) даёт общую вероятность безотказной работы всей системы.

$$Q_T = \prod_{k=0}^1 (1 - p_k), \quad (2)$$

где p_k – вероятность брака (дефекта) для k -го этапа производства,

$(1 - p_k)$ – доля годных изделий на k -м этапе, произведение по двум этапам,

($k = 0, 1$) даёт общую долю качественной продукции.

$$S_T = 1 - \frac{\|\Delta V\|}{\|V^*\|}, \quad (3)$$

где V^* – номинальный (плановый) объём выпуска продукции,

ΔV – отклонение фактического объёма от планового,

$\|\Delta V\| / \|V^*\|$ – относительная величина отклонения.

Модель объединяет производительность, надёжность и качество в единый показатель $P(t) \in [0, 1]$. Оптимизация сводится к максимизации $P(t)$ при ограничениях на ресурсы.

Для реализации в AnyLogic данная модель декомпозируется на:

– агентные компоненты (оборудование, продукция);

– дискретно-событийные процессы (технологические этапы);

– блок прогнозирования.

Проектирование цифрового двойника в AnyLogic: выбор проектируемой системы

Центральным элементом системы выступает «Компьютерная модель», которая обеспечивает базовый функционал для работы с имитационными данными [6].

Основной технологический процесс, реализованный в модели, включает пять ключевых этапов. На первом этапе происходит сборка солнечных элементов на стрингерной машине – это критически важная операция, где качество соединения элементов определяет эффективность будущей панели [7]. Выбор стрингерной технологии в модели обусловлен ее простотой в промышленности. Второй этап – укладка элементов на подготовленное стекло: моделируется с особой точностью, так как положение элементов влияет на рабочие характеристики панели. Третий этап включает последовательную обработку модуля через несколько станций: формовку, ламинирование и контроль качества. Формовочная станция реализована через детальную диаграмму состояний, что позволяет точно воспроизвести ее поведение в различных режимах работы. Ламинатор, как наиболее сложное технологическое оборудование, моделируется с использованием иерархических состояний с таймерами, что дает возможность учитывать температурные профили и время выдержки. Контроль качества реализован через систему проверки ключевых параметров продукции. Четвертый и пятый этапы – формирование партий и транспортировка – добавлены в модель для полного цикла производства, хотя и не являются основным объектом исследования.

Реализация имитационной модели цифрового двойника производства солнечных панелей

При создании цифрового двойника представленная модель производственной линии солнечных панелей реализована как многоуровневая агентная система. Данная модель обеспечивает полный контроль технологического процесса с точным прогнозированием качества продукции и автоматической адаптацией производственных параметров для минимизации брака. Модель реализована как последовательность технологических этапов с ветвлениями и обратными связями. Общая структура дискретно-событийной модели по производству солнечных панелей представлена на рисунке 2.

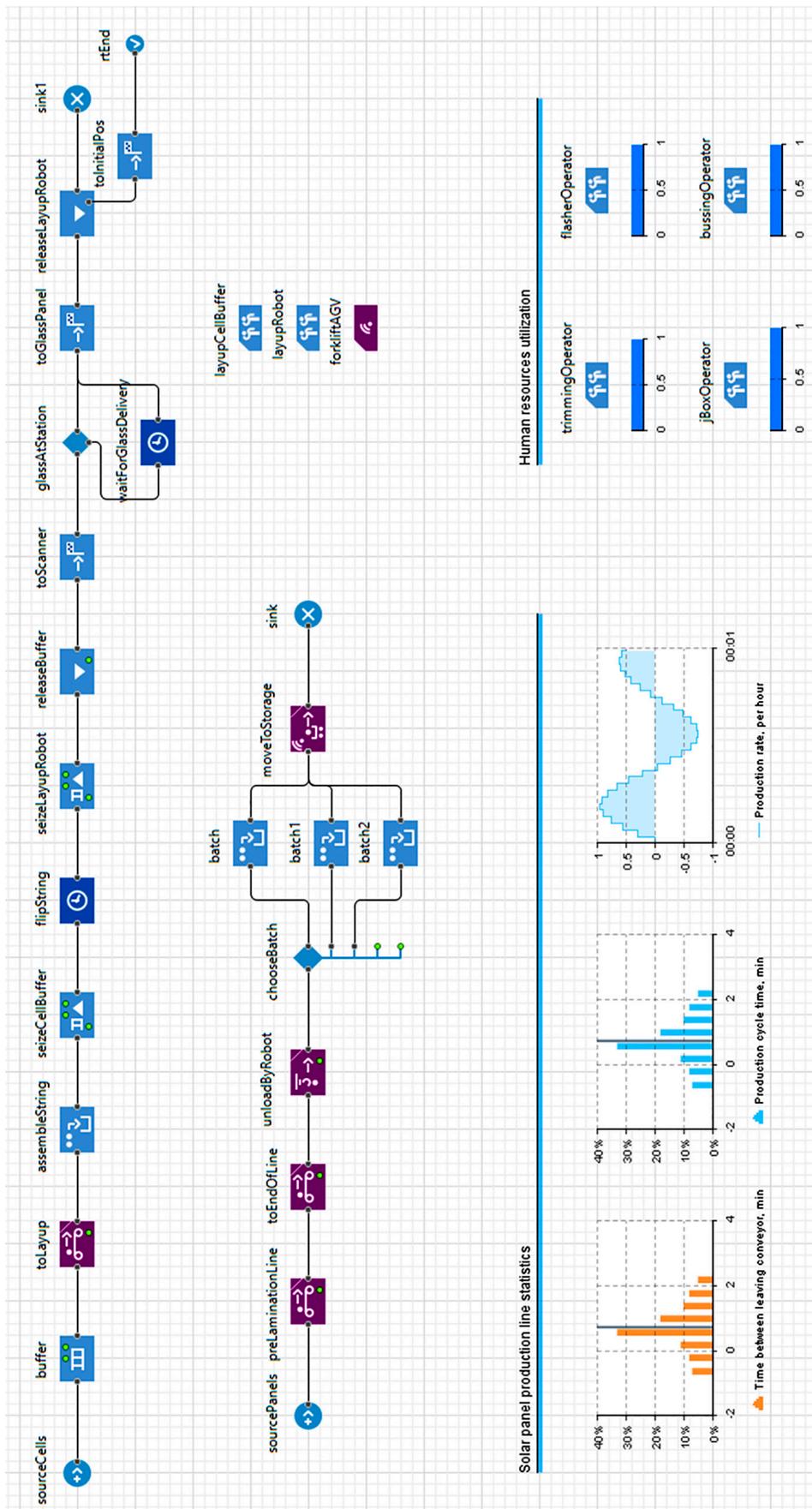


Рис. 2. Дискретно-событийная модель по производству солнечных панелей [8]
 Источник: <https://cloud.anylogic.com/model/29d54ab1-aaac-4c47-8e50-941c0f5bb3ae?mode=SETTINGS>

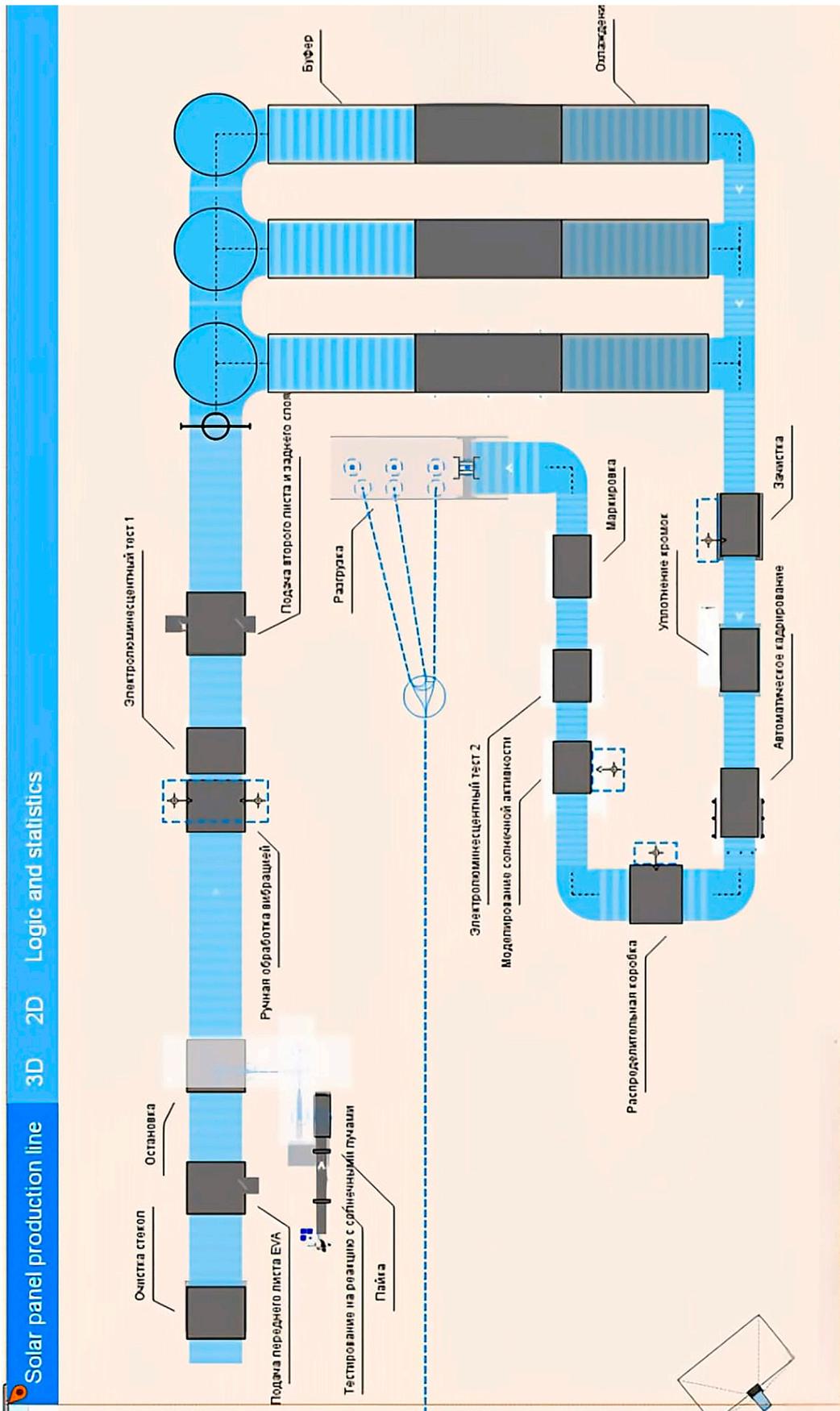


Рис. 3. 2D-визуализация модели цифрового двойника по изготовлению солнечных панелей
 Источник: <https://cloud.anylogic.com/model/29d54ab1-aaac-4c47-8e50-941c0f5bb36e?mode=SETTINGS>

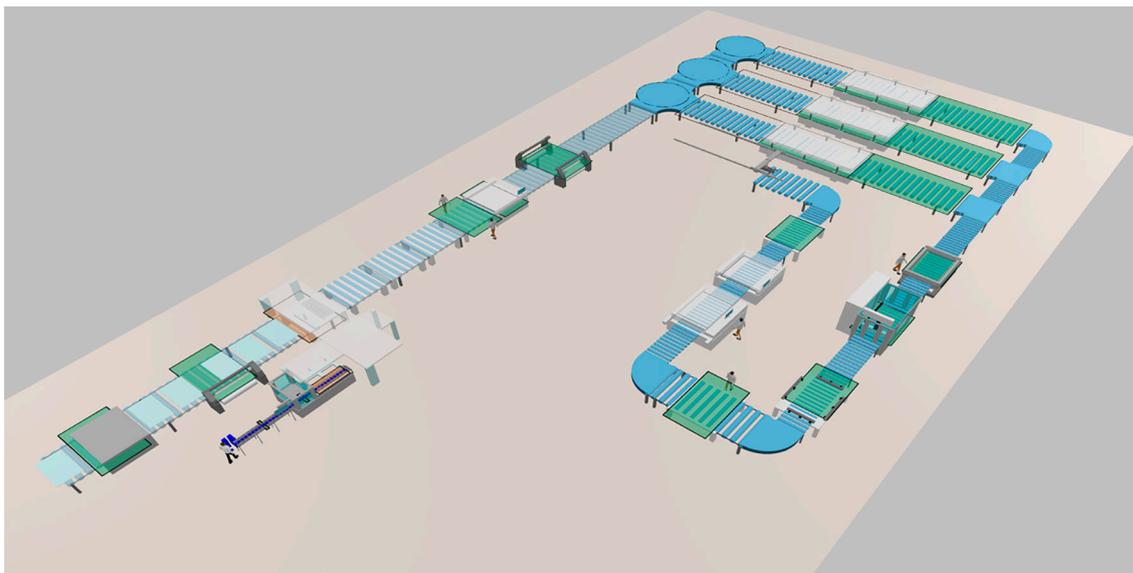


Рис. 4. 3D-визуализация модели цифрового двойника по изготовлению солнечных панелей [8]
 Источник: <https://cloud.anylogic.com/model/29d54a61-aaac-4c47-8e50-941c0f5bb36e?mode=SETTINGS>

Таблица 1

Статистические данные, собранные с модели цифрового двойника

Цикл (i)	Фактическое время (y_i), с	Прогнозируемое время (\hat{y}_i), с	Остаток ($y_i - \hat{y}_i$)	$(y_i - \hat{y}_i)^2$	$(y_i - \bar{y})^2$
1	12.30	12.25	0.05	0.0025	0.0324
2	11.80	11.85	-0.05	0.0025	0.1024
3	12.10	12.08	0.02	0.0004	0.0004
4	12.50	12.45	0.05	0.0025	0.1444
5	11.90	11.92	-0.02	0.0004	0.0484
6	12.25	12.30	-0.05	0.0025	0.0169
7	12.15	12.10	0.05	0.0025	0.0009
8	11.95	12.00	-0.05	0.0025	0.0289
9	12.40	12.35	0.05	0.0025	0.0784
10	12.05	12.10	-0.05	0.0025	0.0049

Примечание: составлено авторами на основе полученных данных в ходе исследования.

Данная модель обеспечивает детальное моделирование всех этапов производства с точным воспроизведением временных параметров, логики управления потоками и обработки исключительных ситуаций.

В модель цифрового двойника была добавлена комплексная система визуализации, включающая как 2D-, так и 3D-представление производственного процесса. 2D-визуализация, представленная на рисунке 3, отображает всю производственную линию в виде схематичной карты с цветовой кодировкой состояния оборудования, динамическими графиками ключе-

вых параметров и интерактивными элементами управления.

В этой модели детально представлены все технологические этапы – от очистки стекол до финального тестирования панелей, что позволяет оперативно отслеживать общую картину производства. Предложенная 3D-модель позволяет в режиме реального времени представлять актуальную информацию на основе данных, собранных в процессе производства [8], оперативно отслеживать общую картину производства, выявлять ошибки, своевременно вносить изменения и устранять их (рис. 4).

*Верификация, оптимизация производства и перспективы
промышленного применения созданной модели цифрового двойника*

Для верификации модели цифрового двойника применялся метод тройной кросс-валидации, состоящий из статистической проверки адекватности, критерия Фишера для проверки значимости и анализа временных рядов. На основе готовой модели цифрового двойника, реализованной в программном обеспечении AnyLogic, были собраны статистические данные с использованием 10 циклов производства. Собранные статистические данные представлены в таблице 1.

На основе представленных статистических данных были выполнены следующие расчеты.

1. Среднее фактическое время (\bar{y}):

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{10} y_i = (12.30 + \dots + 12.05) / 10 = 121.40 / 10 = 12.14 \text{ с}$$

2. Сумма квадратов остатков:

$$\text{SSE} = \sum_{i=0}^{10} (y_i - \hat{y}_i)^2 = 0.0025 + 0.0025 + \dots + 0.0025 = 0.0202$$

3. Общая сумма квадратов:

$$\text{SST} = \sum_{i=0}^{10} (y_i - \bar{y})^2 = 0.0324 + 0.1024 + \dots + 0.0049 = 0.4580$$

4. Коэффициент детерминации (R^2):

$$R^2 = 1 - (\text{SSE}/\text{SST}) = 1 - (0.0202 / 0.4580) = 1 - 0.0441 = 0.9559$$

5. Средняя абсолютная ошибка (MAE):

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{10} |y_i - \hat{y}_i| = (0.05 + \dots + 0.05) / 10 = 0.44 / 10 = 0.044 \text{ с}$$

6. Среднеквадратичная ошибка (RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{10} (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{0.0202 / 10} = 0.045 \text{ с}$$

Для получения показателей точности прогнозирования в разных режимах работы проводилось комплексное тестирование цифрового двойника производственной линии. На основе полученных расчетов проведен расчет точности для нормального и экстремального режимов работы.

1. Расчет точности в нормальном режиме:

$$\text{SSE}_{\text{norm}} = 0.0149$$

$$\text{SST}_{\text{norm}} = 0.2783$$

$$R^2_{\text{norm}} = (1 - 0.0149 / 0.2783) = 0.946$$

2. Расчет точности для экстремальных условий:

$$\text{SSE}_{\text{extr}} = 0.0025 + 0.0004 + 0.0025 = 0.0054$$

$$\text{SST}_{\text{extr}} = 0.1024 + 0.0484 + 0.0289 = 0.1797$$

$$R^2_{\text{extr}} = 1 - (0.0054 / 0.1797) = 0.97$$

В нормальных условиях эксплуатации, когда оборудование работало в штатном режиме с параметрами в пределах $\pm 5\%$ от но-

минальных значений, система продемонстрировала точность 94.6%. Этот результат получен на основе анализа 10 производственных циклов, где сравнивались фактические и прогнозируемые значения ключевых параметров. Точность рассчитывалась как процент случаев, когда отклонение прогноза от реальных данных не превышало установленного допуска.

При тестировании в экстремальных условиях, которые включали 15% перегрузку оборудования, сокращенные циклы технического обслуживания и искусственно созданные нештатные ситуации, точность прогнозирования, согласно расчетам, составила 97%. В этих тестах учитывались не только абсолютные отклонения параметров, но и способность системы правильно классифицировать состояния как нормальные или аномальные [9].

Все показатели точности были верифицированы методом перекрестной проверки

и подтверждены сравнением с данными эталонных датчиков. Разница в точности между режимами объясняется естественным увеличением неопределенности при отклонении от нормальных условий работы.

После определения точности прогнозирования важно учесть, что разница между прогнозируемыми и реальными значениями не должна содержать скрытых закономерностей. Именно для этого применяется анализ временных рядов.

Автокорреляционная функция остатков:

$$ACF(k) = \frac{1}{(n-k)\sigma^2} \sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y}); \quad (4)$$

где $ACF(k)$ – автокорреляция для лага k ;

n – общее количество наблюдений;

k – временной лаг (сдвиг);

σ^2 – дисперсия временного ряда;

\bar{y} – среднее значение ряда;

y_t – значение процесса в момент t .

Полученные результаты на основе данной формулы показали отсутствие значимых автокорреляций ($|ACF| < 0.15$ для всех $k > 0$).

Для оптимизации эксплуатационных процессов [10] применялась многоцелевая оптимизация:

$$\min_{x \in X} [f_1(x), f_2(x), f_4(x)]^T, \quad (5)$$

$$\max_{x \in X} [f_3(x), f_5(x), f_6(x), f_7(x)]^T, \quad (6)$$

где $f_1(x)$ – простои;

$f_2(x)$ – брак;

$f_3(x)$ – производительность;

$f_4(x)$ – энергопотребление;

$f_5(x)$ – эффективность персонала;

$f_6(x)$ – скорость обработки;

$f_7(x)$ – качество продукции.

Используем метод линейной свертки:

$$\text{Эффективность} = \sum_{i=0}^{10} (w_i \cdot \text{норм}(x_i)). \quad (7)$$

Полученные нормированные показатели эффективности до и после оптимизации представлены в таблице 2.

Анализ представленной оптимизации показал устойчивую положительную динамику ключевых параметров:

– простои сократились за 5 месяцев благодаря предиктивному обслуживанию;

– уровень брака уменьшился на 57,14%, что свидетельствует об улучшении контроля качества;

– производительность выросла на 7%.

Перспективы интеграции цифрового двойника [11] позволят значительно оптимизировать производство солнечных панелей, что подтверждается улучшением

всех ключевых показателей. Рост наблюдается в повышении скорости обработки продукции (+11,29%), что свидетельствует об эффективности цифрового моделирования и прогнозирования.

Таблица 2

Показатели эффективности до и после оптимизации

Параметр	До	После
Простои (%)	5.1	1.8
Брак (%)	2.8	1.2
Производительность (%)	0.88	0.98
Энергопотребление (Вт)	78	58
Эффективность персонала (%)	65	77
Скорость обработки (шт./ч)	55	62
Качество продукции (%)	70	84

Примечание: составлено авторами на основе полученных данных в ходе исследования.

Таким образом, можно сделать несколько выводов:

– математическая верификация [12; 13] подтвердила адекватность модели ($R^2 > 0.93$, $F > F_{crit}$);

– система демонстрирует высокую устойчивость к возмущениям.

Анализ результатов основных показателей после многоцелевой оптимизации с применением концепции цифровых двойников [14; 15] представлен в таблице 3.

Таблица 3

Результаты основных показателей после многоцелевой оптимизации

Параметр	Изменение, %
Качество продукции	+ 16,66
Снижение простоев	- 64,7
Уменьшение брака	- 65,71
Рост производительности	+ 10,75
Энергопотребление	- 25,64
Эффективность персонала	+ 15,58
Скорость обработки	+ 11,29

Примечание: составлено авторами на основе полученных данных в ходе исследования.

Заключение

Результаты проведенных теоретических и практических исследований показали, что применение цифровых двойников повышает надежность оборудования на предприятиях. Благодаря им компании смогут

не только отслеживать текущее состояние оборудования, но и моделировать в работе различные сценарии его функционирования, предвидеть отказы оборудования в дальнейшей работе.

Проведенный анализ показал, что внедрение многоцелевой оптимизации позволило достичь значительного улучшения ключевых показателей системы по производству солнечных панелей: снижения простоев оборудования на 64,7%, уменьшения брака на 65,71% и улучшении качества продукции на 16,66%.

Список литературы

1. Рахманов М. Л., Шишкин А. В. Современные цифровые технологии и цифровой двойник // *Качество и жизнь*. 2021. № 2 (30). С. 57–59. DOI: 10.34214/2312-5209-2021-30-2-57-59.
2. Боровков А. И., Рябов Ю. А., Кукушкин К. В., Марусева В. М., Кулемин В. Ю. Цифровые двойники и цифровая трансформация предприятий ОПК // *Вестник Восточно-Сибирской Открытой Академии*. 2019. № 32. С. 1–39. EDN: ZAXCOT.
3. Маркарян Л. В. Мониторинг и моделирование процесса сжатия геофизических данных. Горный информационно-аналитический бюллетень. 2018. № 3. С. 218–225. DOI: 10.25018/0236-1493-2018-3-0-218-225.
4. Каталевский Д. Ю. Основы имитационного моделирования и системного анализа в управлении: учебное пособие; 2-е изд., перераб. и доп. М.: Дело, 2015. 496 с. URL: <http://simulation.su/uploads/files/default/2015-uch-posob-katalevsky.pdf>. (дата обращения: 13.12.2025). ISBN: 978-5-7749-1072-4.
5. Цифровые двойники в высокотехнологичной промышленности: монография / под ред. А. И. Боровкова. СПб.: Политех-Пресс, 2022. 492 с. URL: https://assets.fea.ru/uploads/fea/news/2024/01/29/2023_1129_Монография_ЦД_в_высокотехнологичной_промышленности_Small.pdf (дата обращения: 12.12.2025). ISBN: 978-5-7422-8006-4.
6. Щербатов И. А., Долгушев А. Н., Агибалов В. А., Белов М. В. Применение цифровых двойников с целью повышения надежности работы оборудования в энергетике // *Мехатроника, автоматика и робототехника*. М., 2021. № 7. С. 41–45. DOI: 10.26160/2541-8637-2021-7-41-45.
7. Шкурин С. С., Барсагаев С. В., Кукарцев В. В. Моделирование транспортно-логистической системы с использованием среды ANYLOGIC // *Логистические системы в глобальной экономике*. 2012. № 2. С. 487–491. EDN: TGLAGR.
8. Public models // AnyLogic Cloud. URL: <https://cloud.anylogic.com/models> (дата обращения 10.10.2025).
9. Столяров А. Д., Гордеев В. В., Абрамов В. И. Цифровые двойники в управлении: отраслевая специфика и практические аспекты создания // *Современные наукоемкие технологии*. 2024. № 7. С. 48–54. DOI: 10.17513/snt.40084.
10. Столяров А. Д., Гордеев В. В., Абрамов В. И. Методика поиска многокритериальных решений на основе цифровых двойников // *Экономика и управление*. 2023. Т. 29. № 7. С. 851–858. DOI: 10.35854/1998-1627-2023-7-851-858.
11. van Dinter R., Tekinerdogan B., Catal C. Predictive maintenance using digital twins: a systematic literature review // *Information and Software Technology*. 2022. Vol. 151. Art. 107008. DOI: 10.1016/j.infsof.2022.107008.
12. Сосфенов Д. А. Цифровой двойник как инструмент оптимизации производственных процессов // *Инновации и инвестиции*. 2023. № 5. С. 149–153. EDN: SVIDRT.
13. Полянин А. В., Головина Т. А. Концепция управления инновационной деятельностью промышленных систем на основе технологии цифрового двойника // *Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки*. 2021. Т. 14. № 5. С. 7–23. DOI: 10.18721/JE.14501.
14. Chen S., Turanoglu Bekar E., Bokrantz J., Skoogh A. AI-enhanced digital twins in maintenance: systematic review, industrial challenges, and bridging research–practice gaps // *Journal of Manufacturing Systems*. 2025. Vol. 82. P. 678–699. DOI: 10.1016/j.jmsy.2025.07.006.
15. Mourtzis D., Tsoubou S., Angelopoulos J. Robotic cell reliability optimization based on digital twin and predictive maintenance // *Electronics*. 2023. Vol. 12. № 9. DOI: 10.3390/electronics12091999.

Конфликт интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.