

СОЗДАНИЕ СУРРОГАТНОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ПРОИЗВОДСТВЕННЫМ УЧАСТКОМ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Сербина В.О., Печенина Е.Ю.

*Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королева, Самара*

Ключевые слова: суррогатная модель, имитационное моделирование, случайный лес, производственный цикл, цифровой двойник, предиктивная аналитика.

Аннотация. Приведены результаты сравнительного анализа точности и вычислительной эффективности суррогатных моделей на основе метода случайного леса при прогнозировании временных характеристик производственного процесса. Суррогатные модели обучены на данных, полученных из имитационной модели процесса. Коэффициент детерминации на тестовой выборке превышает значение 0,65, а относительная ошибка прогнозирования не превышает 8%, время расчёта сократилось более чем в 1800 раз по сравнению с имитационной моделью.

CREATION OF A SURROGATE MODEL FOR MANAGING A PRODUCTION SITE BASED ON MACHINE LEARNING

Serbina V.O., Pechenina E.Yu.

Samara National Research University, Samara

Keywords: surrogate model, simulation modeling, random forest, production cycle.

Abstract. The results of a comparative analysis of the accuracy and computational efficiency of surrogate models based on the random forest method in predicting the time characteristics of the production process are presented. Surrogate models are trained on the data obtained from the simulation model of the process. The coefficient of determination in the test sample exceeds 0.65, and the relative prediction error does not exceed 8%. The calculation time has been reduced by more than 1800 times compared to the simulation model.

При построении прогнозных моделей, производственную систему целесообразно рассматривать как мультиагентную среду, в которой все элементы описываются в виде автономных взаимодействующих агентов. Поведение такой системы характеризуется сложными нелинейными зависимостями, стохастичностью и высокой вычислительной трудоёмкостью при имитационном моделировании [1]. Несмотря на высокую точность детализированных моделей цифровых двойников [2], их использование в задачах оперативного планирования и оптимизации ограничено значительными временными затратами на расчёт. В этой связи всё более широкое распространение получают суррогатные модели на основе методов машинного обучения. Они используются для аппроксимации сложных зависимостей, реализуемых детализированной имитационной моделью, и позволяют существенно сократить время вычислений при сохранении высокой точности прогнозирования.

Целью исследования является разработка и апробация подхода к автоматизированному проектированию и планированию производственного

участка на основе интеграции детализированной имитационной модели и суррогатных моделей машинного обучения.

Объект исследования. В исследовании рассматривался производственный участок, находящийся в лаборатории Самарского университета.

Производственный процесс состоит из следующих этапов: 1) забирается тара с заготовками; 2) тара доставляется к обрабатывающему центру и ставится на рабочий стол перед станком; 3) заготовки проходят процесс обработки 4) после обработки всей партии готовые детали перемещаются на стеллаж готовой продукции.

В качестве производственного оборудования выступает токарно-фрезерный обрабатывающий центр Traub TNA 300. Тара, в которой движутся заготовки и детали, имеет девять ячеек, а предметом производства являются детали трех видов. Состав каждой партии от трех до девяти деталей.

Создание детализированной имитационной модели. Детализированная модель рассматриваемого участка была создана в среде имитационного моделирования AnyLogic с использованием дискретно-событийного подхода [3]. Результатом выполнения имитационных экспериментов являются временные характеристики прохождения партий через участок. Таким образом имитационная модель задает неизвестное нелинейное отображение вектора входных признаков X , характеризующих состояние производственной системы на вектор целевых переменных Y (временных характеристик производственного процесса):

$$F : X \rightarrow Y. \quad (1)$$

Для проведения имитационных экспериментов были предварительно сформированы входные данные в виде файлов формата *.xlsx, содержащих последовательности производственных партий заданного объема. Сгенерированные данные загружались в модель с использованием встроенного механизма работы с базами данных AnyLogic, что обеспечило возможность автоматизированного запуска серии вычислительных экспериментов.

На выходе из модели формируется файл формата *.csv. В этих файлах содержатся значения выбранных параметров, по которым в последствии выполнялось обучение и тестирование суррогатных моделей.

Целевыми сохраняемыми переменными Y (1) выступают временные показатели выполнения операций обработки различных типов деталей (L_{sp}^i , L_{pp}^i , L_{rp}^i) и их транспортировки (L_{lp}^i).

Для последующего построения и обучения суррогатных моделей из имитационной среды были сохранены параметры, характеризующие состояние производственной системы и оказывающие существенное влияние на временные показатели процесса. К числу входных признаков X (1) относятся: N_p – размер производственной партии; N_{q1} , N_{q2} , N_{q3} , – длина очереди перед станком для соответствующих типов деталей; L_m – коэффициент загрузки оборудования; e_p – показатель наличия незаполненных позиций в производственном плане; t_p – тип обрабатываемой партии; P_b – позиция партии в текущем производственном плане; D – временная метка события (характеризует динамику состояния системы).

Обучение и тестирование суррогатных моделей. Процесс построения суррогатной модели включает четыре взаимосвязанных этапа (рис. 1).

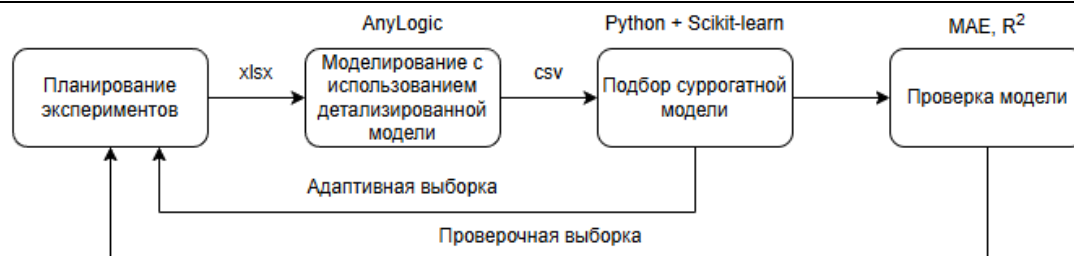


Рис. 1. Этапы построения суррогатных моделей

Первым этапом является построение плана экспериментов, определяющий в первую очередь объем данных. Далее следует формирование обучающей выборки на основе результатов имитационного моделирования (извлечение входных параметров и целевых переменных). На третьем этапе выполняется выбор и настройка алгоритмов машинного обучения, включая подбор гиперпараметров. Завершающим является оценка качества суррогатной модели на независимой тестовой выборке. Указанные этапы носят итерационный характер: при выявлении недостаточной точности выполняется корректировка набора признаков, изменение архитектуры модели или повторный подбор гиперпараметров.

В рамках исследования была использована регрессионная модель, основанная на использовании ансамблевого метода машинного обучения – случайный лес (Random Forest, RF).

Результаты моделирования. Для проведения вычислительных экспериментов в детализированной имитационной модели были сформированы три производственных плана с последовательностью партий объемом 5000, 10000 и 20000 единиц. Для каждого плана выполнен запуск модели в среде AnyLogic с последующим сохранением входных параметров состояния системы и соответствующих целевых переменных. Тестовая выборка в каждом случае составила 20% от всех данных.

Перед построением моделей прогнозирования был выполнен комплексный анализ как целевых переменных, так и входных признаков, для удаления не информативных данных.

После формирования итогового набора признаков было выполнено обучение и тестирование суррогатных моделей, полученные результаты приведены в таблице 1.

Табл. 1. Результаты по точности прогнозов суррогатных моделей

Объем выборки	L_{sp}^i		L_{lp}^i		L_{pp}^i		L_{rp}^i	
	MAE	R ²	MAE	R ²	MAE	R ²	MAE	R ²
5000	0,4724	0,9937	7,8072	0,6769	11,2009	1,000	20,9492	1,000
10000	0,5045	0,9942	7,9587	0,6537	10,7789	1,000	19,3517	1,000
20000	0,4773	0,9940	7,8232	0,6658	10,5722	1,000	19,8845	1,000

В таблице 2 приведено время расчета моделей при различных объемах данных. Расчеты выполнялись на персональном компьютере с процессором AMD Ryzen 7 (3,8 ГГц).

Табл. 2. Время расчета в моделях при разных объемах выборок, с

Модель	Объем выборки, ед.		
	5000	10000	20000
AnyLogic	125,93	240,31	468,54
RF	0,23	0,24	0,25

Выводы. Проведенные исследования показали высокую эффективность применения суррогатных моделей машинного обучения для аппроксимации результатов имитационного моделирования производственного участка. Полученные результаты подтверждают возможность эффективного применения суррогатных моделей в составе цифровых двойников производственных систем.

Перспективным направлением дальнейших исследований является разработка методов онлайн-дообучения суррогатных моделей на основе поступающих производственных данных, а также интеграция суррогатных моделей в мультиагентные системы управления производством для обеспечения автономного принятия решений и повышения устойчивости производственных процессов.

Финансирование. Работа выполнена по проекту FSSS-2024-0019, реализуемого в рамках национального проекта «Наука и университеты», результата «Созданы новые лаборатории, в том числе под руководством молодых перспективных исследователей»

Список литературы

1. Лаптева Е.В. Имитационное моделирование производственных процессов в среде FlexSim // Вестник российского экономического университета имени Г.В. Плеханова. – 2023. – Т. 20, №2. – С. 16-23.
2. Almada-Lobo F. The Industry 4.0 revolution and the future of Manufacturing execution systems (MES) // Journal of Innovation Management. 2015, no. 3, pp. 16-21.
3. Каменнова М.С. Моделирование бизнес-процессов. Учебник и практикум для вузов. – М.: Изд-во Юрайт, 2025. – 534 с.

Сведения об авторах:

Сербина Валерия Олеговна – студент, лаборант-исследователь НИЛ-211;

Печенина Екатерина Юрьевна – к.т.н., ассистент кафедры технологий производства двигателей.