

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ПОДХОДЫ К АВТОМАТИЗАЦИИ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ПОДГОТОВКИ ПРОИЗВОДСТВА
ПОЛИМЕРНЫХ ИЗДЕЛИЙ МЕТОДОМ ЛИТЬЯ ПОД ДАВЛЕНИЕМ**

А. В. Чукичев, О. С. Тимофеева*, Ю. С. Андреев

Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия
*olga2957869@mail.ru

Аннотация. Представлен обзор современных интеллектуальных подходов к автоматизации, используемых на различных этапах технологической подготовки производства полимерных изделий методом литья под давлением. На основе обзора литературы предложена схема технологической подготовки с использованием рассматриваемых методов, которая позволит повысить ее эффективность.

Ключевые слова: технологическая подготовка производства, литье под давлением, распознавание конструктивно-технологических элементов, проектирование литьевой формы, режимы литья

Ссылка для цитирования: Чукичев А. В., Тимофеева О. С., Андреев Ю. С. Интеллектуальные подходы к автоматизации технологической подготовки производства полимерных изделий методом литья под давлением // Изв. вузов. Приборостроение. 2023. Т. 66, № 1. С. 16—24. DOI: 10.17586/0021-3454-2023-66-1-16-24.

**INTELLIGENT APPROACHES TO AUTOMATION OF TECHNOLOGICAL PREPARATION
FOR POLYMER PRODUCTS MANUFACTURING
BY INJECTION MOLDING**

A. V. Chukichev, O. S. Timofeeva*, Yu. S. Andreev

ITMO University, St. Petersburg, Russia
*olga2957869@mail.ru

Abstract. A review of modern intelligent automation approaches used at various stages of technological preparation for polymer products production by injection molding is presented. Based on the literature review, a scheme of technological preparation using the considered methods is proposed, which is aimed at increasing its efficiency.

Keywords: technological production preparation, injection molding, feature recognition, mold design, molding modes

For citation: Chukichev A. V., Timofeeva O. S., Andreev Yu. S. Intelligent approaches to automation of technological preparation for polymer products manufacturing by injection molding. *Journal of Instrument Engineering*. 2023. Vol. 66, N 1. P. 16—24 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2023-66-1-16-24.

Постоянно возрастающие требования, связанные с повышением сложности продукции и технологических процессов (что проявляется, например, в сокращенном жизненном цикле продукции, большом числе ее модификаций и дефиците времени и средств), определяют ключевые проблемы, с которыми сталкиваются современные производственные предприятия.

Эффективность технологической подготовки производства (ТПП) изделия имеет решающее значение как для сроков его изготовления, так и для его себестоимости. Одним из основных показателей, определяющих эффективность ТПП, является длительность цикла при условии сохранения качества изготавливаемых изделий (см. ГОСТ Р ИСО 18828-4-2020). Проблема повышения эффективности ТПП мотивирует исследователей на разработку новых подходов с использованием современных производственных и информационных технологий, однако полная автоматизация ТПП является сложной задачей в большинстве производственных областей, в том числе и в области приборостроения [1].

Термопластичные полимерные материалы (ТПМ) на сегодняшний день используются практически во всех отраслях промышленности. Согласно статистическим данным [2], в 2020 г. мировое производство пластмасс составило более 368 млн тонн, 62 млн тонн в Европе и 4 млн тонн в России. Конструкции современных приборов, как правило, содержат множество полимерных деталей (корпуса, крышки, кнопки, экраны и пр.). Применение ТПМ для изготовления деталей предоставляет конструктору возможность проектирования более сложной конфигурации деталей, возможность выбора текстуры и цвета. Кроме того, детали из ТПМ имеют меньшую массу, что является несомненным преимуществом по сравнению с металлическими аналогами.

Один из основных методов изготовления деталей из пластмасс со сложной геометрией и точными размерами — литье под давлением. При технологической подготовке литьевого производства проектирование оснастки и разработка технологического процесса зачастую занимают больше времени, чем непосредственно литье. Для быстрого выполнения заказов необходимо повышать эффективность ТПП, поэтому исследования по разработке методов сокращения ее длительности являются актуальными.

Согласно обзору [3], современные исследования в области САПР ТП направлены на развитие и применение технологий, основанных на методах распознавания конструктивных элементов, знаниях, генетических алгоритмах, теории нечетких множеств, сетях Петри, агентах.

Распознавание конструктивно-технологических элементов (КТЭ) рассматривается в качестве основного инструмента для систем автоматизированного проектирования. Такой инструмент обеспечивает связь между системами проектирования изделия и системами, используемыми на этапах ТПП. При автоматическом распознавании КТЭ (AFR — Automatic Feature Recognition) низкоуровневые геометрические элементы моделей деталей, которые создаются в системах CAD, преобразуются в набор КТЭ, который может быть использован далее в САПР ТП и САМ-системах. Существует четыре базовых подхода к распознаванию элементов [4] — на основе подсказок, графов, объемной декомпозиции и нейронных сетей (ANN — Artificial Neural Network). Все они имеют свои возможности и ограничения.

Существенным недостатком графовых методов является их неспособность обрабатывать произвольные взаимодействия КТЭ. Это связано с тем, что взаимодействие элементов может разрушить топологию самих элементов и, следовательно, привести к отсутствию связей в графе. Системы же, основанные на подсказках, способны обрабатывать произвольные взаимодействия КТЭ, используя преимущества человеческого знания, однако им не хватает общих схем представления элементов, позволяющих расширить область распознавания на широкий спектр элементов. Объемная декомпозиция КТЭ недостаточно полно отражает геометрическую и топологическую информацию об элементах, поэтому этот способ не используется для распознавания типов КТЭ. Кроме того, поскольку процесс декомпозиции основан на расширении граней и ребер, твердотельные модели, имеющие свободную форму граней, не могут быть обработаны должным образом.

По сравнению с обычными методами распознавания элементов ANN не реализуют никаких явных операций рассуждения [5]. Однако, выполняя только арифметические операции, они могут получать разнообразные знания и обнаруживать закономерности посредством обучения неявных входных паттернов, которые трудно адекватно описать с помощью систем, основанных на знаниях. Второе преимущество использования ANN при распознавании элементов заключается в возможности допускать исключения или неполные входные паттерны, что, в свою очередь, позволяет распознавать неперпендикулярные взаимодействующие элементы. Построение входной схемы представления элементов является наиболее важной частью использования ANN при распознавании. Производственные характеристики элементов могут быть представлены как топологической, так и геометрической информацией, полученной из модели САПР, в то время как в нейронных сетях входными данными обычно являются

числовые значения. Поэтому возникает проблема преобразования твердотельной модели в подходящее входное представление для нейронных сетей.

Очевидно, что для преодоления недостатков данных методов необходимо разрабатывать гибридные системы, позволяющие использовать именно преимущества вышеуказанных методов автоматического распознавания КТЭ.

Различные аспекты проектирования технологических процессов классифицируются в соответствии с требуемыми входными и выходными данными [3]. Входные данные САПР ТП содержат конструкторскую документацию, информацию об изделии (геометрические размеры и допуски, требования к качеству поверхностей и их взаимному расположению, материал изделия), базу средств технологического оснащения (СТО) — технологическое оборудование, оснастку, приспособления и инструменты. Входные данные должны быть проанализированы, чтобы обеспечить возможность проектирования технологического процесса с учетом доступности оборудования и возможностей производства. В общем случае в результате работы САПР ТП определяются метод изготовления изделия, последовательность операций, необходимые инструменты, режимы обработки, используемые СТО, оцениваются время и затраты на изготовление детали.

На выбор метода изготовления полимерного изделия, помимо характеристик материала, влияет и геометрия изделия. Выбор метода литья под давлением зависит в первую очередь от возможности извлечения отливки из литейной формы [1]. Большинство первоначально разработанных методов проверки извлекаемости изделия были неполными, так как выбирались некоторые эвристические направления, вдоль которых проверялась возможность извлечения изделия из литейной формы с использованием того или иного способа моделирования. В работе [6] предложены теоретические алгоритмы для проверки пригодности детали к литью в заданном направлении и вычисления возможных направлений разделения формы на две части путем обхода всех вершин, ребер и граней в пространственном расположении описанных окружностей и дуг окружностей. Алгоритм, основанный на графах конструктивных элементов, для решения задачи извлекаемости отливки произвольной геометрии из литейной формы, состоящей из двух частей, разработан в [7]. Авторами работы [8] также представлены новые алгоритмы, использующие программируемое графическое оборудование для проверки формемости деталей.

Формирование технологического маршрута операций является основной задачей большинства САПР ТП. Результат решения этой задачи зависит от множества факторов, таких как типы и количество доступных станков, доступные инструменты и приспособления, характеристики деталей, допуски и требуемая термообработка. В работе [9] использован граф смежности для представления КТЭ САД-модели в целях распознавания пересекающихся элементов и генерации технологического плана. Основанная на распознавании КТЭ модель данных, отображающих историю процесса обработки для планирования производственного процесса изготовления деталей самолета, построена в [10]. Авторами работы [11] предложен базирующийся на конкретных правилах подход к распознаванию элементов для облегчения разработки системы САПР ТП. В [12] представлена основанная на распознавании КТЭ модель комплексной детали для перенастройки плана технологического процесса обработки новой детали из той же группы. Таким образом, базирующиеся на распознавании КТЭ технологии облегчают проектирование технологического процесса. Однако представленные работы также требуют разработки детализированного дескриптора КТЭ, что является трудоемкой задачей.

Для сформированных операций технологического маршрута необходимо назначить режимы соответствующего процесса. Так, для обеспечения качества полимерного изделия десятки параметров процесса литья под давлением должны быть настроены на основе информации, получаемой от поставщиков материалов, разработчиков литейных форм и производителей машин. Традиционно режимы литья определяются путем получения первичных данных

из специализированных САПР или методом проб и ошибок. Оба метода предполагают выполнение пробных отливок, после чего оценивается качество полученных деталей. Затем персонал, используя свои знания о процессе, осуществляет настройку режимов литья. Пробные запуски повторяются до тех пор, пока не будут выполнены все требования к качеству продукта [13]. Этот метод требует не только значительных временных затрат, но и высокой квалификации персонала.

Даже опытному технологу не под силу учесть все особенности процесса литья прежде, чем будет получена первая отливка, а текущее состояние САПР ТП не позволяет оперативно назначать режимы литья. В связи с этим в последнее время среди исследователей в области технологической подготовки литьевого производства наблюдается рост интереса к искусственному интеллекту.

Системы на основе искусственного интеллекта не только широко используются в различных отраслях науки и техники, но и, более того, предусматривают применение значительного количества датчиков для сбора данных на всех этапах жизненного цикла продукта. В последнее время приложения для интеллектуального анализа данных разрабатываются для получения знаний в современных производственных средах. В [14] представлен обзор приложений интеллектуального анализа данных в производстве, а в [15] — прототип интеллектуального анализа данных для диагностики неисправностей. Системы на основе искусственного интеллекта используются для подбора параметров процесса литья под давлением, а также для обнаружения дефектов.

Исследователями предложены различные интеллектуальные методы для автоматического определения параметров процесса литья. К таким методам относятся методы рассуждений на основе прецедентов (CBR — Case-Based Reasoning), методы на основе экспертных систем и методы аппроксимации и оптимизации данных, в частности метод Тагучи [16, 17], искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы, методология поверхности отклика [18, 19].

Основное предположение при использовании метода CBR заключается в том, что схожие задачи имеют аналогичные решения. CBR состоит из пяти основных процессов, которые сводятся к уточнению, извлечению, повторному использованию, пересмотру и сохранению информации, связанной с задачей. На этапе уточнения данная новая задача (запрос) должна быть передана в CBR-модуль в формате структуры обращения (параметры и значения). На втором этапе, с использованием меры сходства, новая задача сравнивается с базой документированных задач и выбираются наиболее похожие. Предлагаемые решения по этим задачам служат исходным материалом для третьего этапа CBR. На этапе повторного использования следует применять различные методы, например, основанные на правилах, для преобразования предыдущих аналогичных решений или некоторых их частей [20].

Было установлено, что метод CBR исключительно эффективен при определении начальных параметров процесса литья под давлением. В [21] впервые разработана система CBR для получения режимов литья. Этот метод был принят в последующих работах [22, 23]. Геометрические характеристики полимерного изделия и физические свойства материала выбираются в качестве исходных данных. Оптимальные параметры процесса принимаются как часть решения. Чтобы упростить поиск прецедентов, все случаи индексируются путем определения показателей подобия, таких как тип материала, геометрия изделия и конфигурация полости литьевой формы. Затем параметры процесса в аналогичных случаях адаптируются к новой задаче с использованием стратегий адаптации.

Другой интеллектуальный метод автоматического определения параметров процесса литья основан на экспертных системах, которые имитируют процесс принятия решений специалистом-экспертом. В соответствии с различными формами представления знаний методы, основанные на экспертных системах, можно разделить на методы, базирующиеся на знаниях (KBR — Knowledge-Based Reasoning) [24], правилах (RBR — Rule-Based Reasoning) [25]

и нечеткой логике. В частности, метод нечетких рассуждений основывается на теории нечеткой логики и может эффективно моделировать качественные аспекты человеческого знания и процессов рассуждения с помощью нечетких правил „если-то“. Например, „процесс должен быть выполнен на машине для литья под давлением“ или „испытание литьевой формы обязательно“ [26]. Метод на основе нечеткой логики эффективен для решения задач устранения дефектов изделия. Он позволяет определить направление коррекции и диапазон регулировки параметров процесса. Однако диапазон корректировки параметров определяется серьезностью дефектов, что связано с уточнением их степени, исключая предвзятость оператора, и обеспечением согласованности результатов диагностики.

Методы аппроксимации данных и оптимизации оценивают полноту различных методов. В литье под давлением широко используются экспериментальные методы проектирования. Среди методов планирования эксперимента наибольшее распространение получил метод Тагучи. На основе трех типов анализа (анализ диапазона, дисперсионный анализ и анализ отношения сигнал-шум) метод Тагучи можно использовать для выявления степени влияния различных параметров процесса на качество продукта и определения оптимальных параметров процесса для конкретного показателя качества продукта. Авторы работы [26] провели эксперименты по методу Тагучи для определения значимых факторов, а авторы работы [27] использовали метод Тагучи для определения влияния параметров процесса на коробление. Однако используя этот метод, можно найти только наилучшие комбинации заданного уровня параметров процесса, но не глобальное оптимальное решение.

Для определения оптимальных параметров процесса литья также был введен ряд методов моделирования. Автоматизированное проектирование (CAE) широко используется при изготовлении полимерных изделий методом литья под давлением для поиска оптимальных параметров процесса [28, 29]. Кроме того, многие исследователи сосредоточились на поиске суррогатных моделей, таких как искусственная нейронная сеть, регрессия опорных векторов и метод поверхности отклика. Эти суррогатные модели рассматриваются как математическое приближение вместо фактического имитационного анализа. В работе [30] минимизирована глубина усадки в полимерных изделиях, отлитых под давлением, путем интеграции анализа потока методом конечных элементов с центральным композитным дизайном экспериментов и генетическим алгоритмом. Согласно результатам, предложенная методология может быть эффективной. В [31] условия процесса были оптимизированы, чтобы минимизировать деформацию деталей литья под давлением с помощью модели ANN. Для оптимальной настройки параметров с лучшим управлением в [32] была использована радиальная базисная нейронная сеть (RBN) для определения искажений контура изделий из полипропиленового композита. В [33] интегрирована нейронная сеть обратного распространения (BPNN) с оптимизацией роя частиц, чтобы помочь технологам определить оптимальные условия процесса [34].

Следует отметить, что при использовании упомянутых методов подбора режимов литья под давлением предполагается, что конструкция детали и литьевой формы установлены и фиксированы. Тем не менее в процессе ТПП полимерных изделий литьем под давлением этап проектирования литьевой формы является одним из наиболее трудоемких.

Система проектирования литниковой системы с параметрическим управлением [35] базируется на методологии проектирования формующей полости литьевой формы путем управления геометрическими параметрами стандартных шаблонов различных конфигураций. Это гарантирует, что требуемая конфигурация может быть загружена в конструкцию сборки литьевой формы, без необходимости перепроектировать компоновку. Кроме того, параметрическое представление обеспечивает хранение знаний.

По результатам представленного обзора литературы можно сделать вывод, что современное развитие методов и инструментов в области машинного обучения и разработки

интеллектуальных систем позволяет исключить или заменить некоторые этапы процесса ТПП, что, в свою очередь, позволит сократить его длительность.

Использование многих применяемых на этапах ТПП методов не позволяет, однако, решить все задачи. CBR в основном применяется для подбора начальных параметров, тогда как методы, базирующиеся на экспертных системах, успешно используются для устранения качественных дефектов. Методы подбора данных и оптимизации широко применяются для определения оптимальных параметров процесса и оценки качества продукта. Полный процесс ТПП состоит из анализа полимерного изделия на технологичность, проектирования отливки и литьевой формы, а также начальной настройки параметров процесса, качественной коррекции дефектов и количественной оптимизации параметров. Таким образом, должна быть создана гибридная интеллектуальная система, охватывающая все эти аспекты.

Предлагаемая схема гибридной системы ТПП на базе CBR-подхода для литья под давлением полимерных изделий показана на рисунке. После приема заказа в первую очередь проводится анализ технологичности полимерного изделия и оценивается возможность его изготовления методом литья под давлением. Далее осуществляется распознавание КТЭ и формируется запрос, который содержит все параметры полимерного изделия, необходимые для поиска аналогов в базе прецедентов (CBR-модуль) и дальнейшего проектирования отливки и подбора режимов литья. База знаний системы используется для поддержки процесса адаптации, когда некоторые параметры выбранного прецедента необходимо изменить или модифицировать, чтобы решить текущую задачу. Этот модуль содержит обобщенные знания, отражающие опыт эксперта в предметной области, такие как правила проектирования литниковой системы, правила проектирования системы охлаждения и т.д. Далее с учетом параметров новой литниковой системы оптимизируются режимы литья с использованием одного из описанных выше методов.



Предлагаемая схема позволит ускорить процесс технологической подготовки производства полимерных изделий за счет быстрого поиска аналогов, высокой автоматизации подбора параметров литниковой системы и режимов литья.

Проведенный анализ современных интеллектуальных методов, используемых в САПР ТП, и методов ТПП полимерных изделий методом литья под давлением позволяет сделать следующие выводы:

— к современным приборам предъявляются высокие требования по качеству и надежности, что обуславливает необходимость применения конструкторами новых материалов и

их сочетаний при проектировании новых изделий, а также разработки технологами новых методов или усовершенствования существующих технологий переработки материалов;

— в области приборостроения наблюдается возрастающий интерес к выпуску продукции, обладающей высокой степенью кастомизации;

— анализ открытых литературных источников показал рост использования термопластичных полимерных материалов во многих областях промышленности, однако вопросы автоматизации технологической подготовки их производства не нашли оптимального решения;

— исследования в области переработки термопластичных полимерных материалов в настоящее время разрознены и бессистемны, отсутствуют единые методологические подходы, систематизирующая база данных, которая позволила бы сопоставить качество выпускаемой продукции и технологические параметры ее изготовления;

— необходима разработка основанной на интеллектуальных подходах методики организации технологической подготовки производства изделий из термопластичных полимерных материалов в условиях цифрового производства, позволяющей сократить ее длительность.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bourne D. A., Corney J. R., Gupta S. K. Recent Advances and Future Challenges in Automated Manufacturing Planning // *J. Computing Inform. Sci. Eng.* 2011. Vol. 11.
2. Statista (2021). Annual Production of Plastics Worldwide from 1950 to 2020 [Электронный ресурс]: <[https://www.statista.com/statistics/282732/global-production-of-plastics-since->](https://www.statista.com/statistics/282732/global-production-of-plastics-since-).
3. Al-wswasi M., Ivanov A., Makatsoris H. A survey on smart automated computer-aided process planning (ACAPP) techniques // *Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2018. Vol. 97. P. 809—832.
4. Shi Y., Zhang Y., Xia K., Hari R. F. A Critical Review of Feature Recognition Techniques // *Computer-Aided Design and Applications*. 2020. Vol. 17. P. 861—899.
5. Babic B. R., Ne'sic N., Miljkovic Z. Automatic feature recognition using artificial neural networks to integrate design and manufacturing: review of automatic feature recognition systems // *Artif. Intelligence Eng. Design, Anal. Manuf.* 2011. Vol. 25(03). P. 289—304. DOI: 10.1017/S0890060410000545.
6. Ahn H. K., Berg M., Bose P., Cheng S.W., Halperin D., Matous'ek J., Schwarzkopf O. Separating an Object From Its Cast // *CAD*. 2002. Vol. 34(8). P. 547—559.
7. Elber G., Chen X., Cohen E. Mold Accessibility via Gauss Map Analysis // *ASME J. Computing Inform. Sci. Eng.* 2005. Vol. 5(2). P. 79—85.
8. Priyadarshi A. K., Gupta S. K. Finding Mold-Piece Regions Using Computer Graphics Hardware // *Geometric Modeling and Processing. Lecture Notes in Computer Science*. 2006. Vol. 4077. P. 655—662.
9. Zhu J., Kato M., Tanaka T., Yoshioka H., Saito Y. Graph based automatic process planning system for multi-tasking machine // *J. Adv. Mech. Design Syst.* 2015. Vol. 9.
10. Gao X., Mou W., Peng Y. An intelligent process planning method based on feature-based history machining data for aircraft structural parts // *Procedia CIRP*. 2016. Vol. 56. P. 585—589.
11. Zehataban L., Roller D. Automated rule-based system for opitz feature recognition and code generation from STEP // *Computer-Aided Design and Applications*. 2016. Vol. 13. P. 309—319.
12. Xia Q., Etienne A., Dantan J.-y., Siadat A. Reconfigurable machining process planning for part variety in new manufacturing paradigms: Definitions, models and framework // *Comput. Ind. Eng.* 2018. Vol. 115. P. 206—219.
13. Yang D., Danai K., Kazmer D. A knowledge-based tuning method for injection molding machines // *J. of Manufacturing Science and Engineering*. 2000. Vol. 123(4). P. 682—691.
14. Choudhary A. K., Harding J. A., Tiwari M. K. Data mining in manufacturing: A review based on the kind of knowledge // *J. of Intelligent Manufacturing*. 2009. Vol. 20. P. 501—521.
15. Li J.-R., Khoo L. P., Tor S. B. RMINE: A rough set based data mining prototype for the reasoning of incomplete data in condition-based fault diagnosis // *J. of Intelligent Manufacturing*. 2006. Vol. 17. P. 163—176.

16. *Montgomery D. C.* Design and Analysis of Experiments. John Wiley & Sons, 2012. 752 p.
17. Яблочников Е. И., Пирогов А. В., Васильков С. Д., Андреев Ю. С., Демкович Н. А. Разработка и моделирование технологических процессов производства полимерных оптических изделий в распределенной интегрированной среде // Оптический журн. 2017. Т. 84, № 1. С. 85—92.
18. *Yadav R., Joshi S., Kamble N.* Recent methods for optimization of plastic injectionmolding process—A literature review // Intern. Journal of Scientific and Engineering Research. 2012. Vol. 3. P. 1—8.
19. *Gao H., Zhang Y., Zhou X., Li D.* Intelligent methods for the process parameter determination of plastic injection molding // Frontiers of Mechanical Engineering. 2018. Vol. 13. P. 85—95.
20. *Khosravani M. R., Nasiri S.* Injectionmolding manufacturing process: review of case-based reasoning applications // J. of Intelligent Manufacturing. 2020. Vol. 31. P.847—864.
21. *Kwong C. K., Smith G. F.* A computational system for process design of injection moulding: Combining blackboard-based expert system and case-based reasoning approach // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 1998. Vol. 14(4). P. 239—246.
22. *Mok S. L., Kwong C. K.* Application of artificial neural network and fuzzy logic in a case-based system for initial process parameter setting of injection molding // J. of Intelligent Manufacturing. 2002. Vol. 13(3). P.165—176.
23. *Zhou H. M., Zhao P., Feng W.* An integrated intelligent system for injection molding process determination // Advances in Polymer Technology. 2007. Vol. 26(3). P. 191—205.
24. *Dhaliwal J. S., Benbasat I.* The use and effects of knowledge-based system explanations: Theoretical foundations and a framework for empirical evaluation // Information Systems Research. 1996. Vol. 7(3). P. 342—362.
25. *Liao S.H.* Expert system methodologies and applications — A decade review from 1995 to 2004 // Expert Systems with Applications. 2005. Vol. 28(1). P. 93—103.
26. *Chen W. C., Nguyen M. H., Chiu W. H.* et al. Optimization of the plastic injection molding process using the Taguchi method, RSM, and hybrid GA-PSO // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2016. Vol. 83(9—12). P. 1873—1886.
27. *Zhao J., Cheng G.* An innovative surrogate-based searching method for reducing warpage and cycle time in injection molding // Advances in Polymer Technology. 2015. Vol. 35(3). P. 288—297.
28. *Ozcelik B., Erzurumlu T.* Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm // Materials Process Technol. 2006. Vol. 171(3). P. 437—445.
29. *Farshi B., Gheshmi S., Miandoabchi E.* Optimization of injection molding process parameters using sequential simplex algorithm // Materials and Design. 2011. Vol. 32(1). P. 414—423.
30. *Mathivanan D., Parthasarathy N. S.* Sink-mark minimization in injection molding through response surface regression modeling and genetic algorithm // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2009. Vol. 45(45). P. 867—874.
31. *Shi H. C., Xie S. M., Wang X. C.* A warpage optimization method for injection molding using artificial neural network with parametric sampling evaluation strategy // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2013. Vol. 65. P. 343—353.
32. *Shie J. R.* Optimization of injection molding process for contour distortions of polypropylene composite components by a radial basis neural network // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2008. Vol. 36. P. 1091—1103.
33. *Gang X., Yang Z. T., Long G. D.* Multi-objective optimization of MIMO plastic injection molding process conditions based on particle swarm optimization // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2012. Vol. 58. P. 521—531.
34. *Gang X., Yang Z. T.* Multi-objective optimization of process parameters for plastic injection molding via soft computing and grey correlation analysis // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2015. Vol. 78. P. 525—536.
35. *Low M., Lee K.* A Parametric-Controlled Cavity Layout Design System for a Plastic Injection Mould // Intern. Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2003. Vol. 21. P. 807—819. DOI: 10.1007/s00170-002-1397-9

Сведения об авторах

- Артемию Валерьевичу Чукичеву** — аспирант; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; E-mail: avchukichev@itmo.ru
- Ольге Сергеевне Тимофеевой** — канд. техн. наук; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; ассистент; E-mail: olga2957869@mail.ru
- Юрию Сергеевичу Андрееву** — канд. техн. наук, доцент; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники; доцент; E-mail: ysandreev@itmo.ru

Поступила в редакцию 22.08.2022; одобрена после рецензирования 05.09.2022; принята к публикации 30.11.2022.

REFERENCES

- Bourne D.A., Corney J.R., Gupta S.K. *J. Comput. Inf. Sci. Eng.*, 2011, vol. 11.
- Statista*, Annual Production of Plastics Worldwide from 1950 to 2020, 2021, <https://www.statista.com/statistics/282732/global-production-of-plastics-since-1950>.
- Al-wswasi M., Ivanov A., Makatsoris H. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2018, vol. 97, pp. 809–832.
- Shi Y., Zhang Y., Xia K., Hari R.F. *Computer-Aided Design and Applications*, 2020, vol. 17, pp. 861–899.
- Babic B.R., Ne'sic N., Miljkovic Z. *Artif. Intell. Eng. Des., Anal. Manuf.*, 2011, no. 03(25), pp. 289–304, DOI: 10.1017/S0890060410000545.
- Ahn H.K., Berg M., Bose P., Cheng S.W., Halperin D., Matous'ek J., Schwarzkopf O. *CAD*, 2002, no. 8(34), pp. 547–559.
- Elber G., Chen X., Cohen E. *ASME J. Comput. Inf. Sci. Eng.*, 2005, no. 2(5), pp. 79–85.
- Priyadarshi A.K., Gupta S.K. *Geometric Modeling and Processing, Lecture Notes in Computer Science*, 2006, vol. 4077, pp. 655–662.
- Zhu J., Kato M., Tanaka T., Yoshioka H., Saito Y. *J. Adv. Mech. Des. Syst.*, 2015, vol. 9.
- Gao X., Mou W., Peng Y. *Procedia CIRP*, 2016, vol. 56, pp. 585–589.
- Zehtaban L., Roller D. *Computer-Aided Design and Applications*, 2016, vol. 13, pp. 309–319.
- Xia Q., Etienne A., Dantan J.-y., Siadat A. *Comput. Ind. Eng.*, 2018, vol. 115, pp. 206–219.
- Yang D., Danai K., Kazmer D. *J. of Manufacturing Science and Engineering*, 2000, no. 4(123), pp. 682–691.
- Choudhary A.K., Harding J.A., Tiwari M.K. *J. of Intelligent Manufacturing*, 2009, vol. 20, pp. 501–521.
- Li J.-R., Khoo L.P., Tor S.B. *J. of Intelligent Manufacturing*, 2006, vol. 17, pp. 163–176.
- Montgomery D.C. *Design and Analysis of Experiments*, 8th ed. John Wiley & Sons, 2012, 752 p.
- Yablochnikov E.I., Pirogov A.V., Vasil'kov S.D., Andreev Y.S., Demkovich N.A. *J. of Optical Technology*, 2017, no. 1(84), pp. 62–67.
- Yadav R., Joshi S., Kamble N. *Intern. J. of Scientific and Engineering Research*, 2012, vol. 3, pp. 1–8.
- Gao H., Zhang Y., Zhou X., Li D. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2018, vol. 13, pp. 85–95.
- Khosravani M.R., Nasiri S. *J. of Intelligent Manufacturing*, 2020, vol. 31, pp. 847–864.
- Kwong C.K., Smith G.F. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 1998, no. 4(14), pp. 239–246.
- Mok S.L., Kwong C.K. *J. of Intelligent Manufacturing*, 2002, no. 3(13), pp. 165–176.
- Zhou H.M., Zhao P., Feng W. *Advances in Polymer Technology*, 2007, no. 3(26), pp. 191–205.
- Dhaliwal J.S., Benbasat I. *Information Systems Research*, 1996, no. 3(7), pp. 342–362.
- Liao S.H. *Expert Systems with Applications*, 2005, no. 1(28), pp. 93–103.
- Chen W.C., Nguyen M.H., Chiu W.H. et al. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2016, no. 9–12(83), pp. 1873–1886.
- Zhao J., Cheng G. *Advances in Polymer Technology*, 2015, no. 3(35), pp. 288–297.
- Ozcelik B., Erzurumlu T. *Mater. Process Technol.*, 2006, no. 3(171), pp. 437–445.
- Farshi B., Gheshmi S., Miandoabchi E. *Mater. Des.*, 2011, no. 1(32), pp. 414–423.
- Mathivanan D., Parthasarathy N.S. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2009, no. 45(45), pp. 867–874.
- Shi H.C., Xie S.M., Wang X.C. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2013, vol. 65, pp. 343–353.
- Shie J.R. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2008, vol. 36, pp. 1091–1103.
- Gang X., Yang Z.T., Long G.D. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2012, vol. 58, pp. 521–531.
- Gang X., Yang Z.T. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2015, vol. 78, pp. 525–536.
- Low M., Lee K. *Intern. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2003, vol. 21, pp. 807–819, DOI: 10.1007/s00170-002-1397-9.

Data on authors

- Artemiy V. Chukichev** — Post-Graduate Student; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; E-mail: avchukichev@itmo.ru
- Olga S. Timofeeva** — PhD; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; Assistant; E-mail: olga2957869@mail.ru
- Yuriy S. Andreev** — PhD, Associate Professor; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics; E-mail: ysandreev@itmo.ru

Received 22.08.2022; approved after reviewing 05.09.2022; accepted for publication 30.11.2022.