

УДК 621.7.043+621.774.72

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АНАЛИЗА ПРОЦЕССА ИЗГОТОВЛЕНИЯ ЛЕЙНЕРА

©2023 г. **Е.В. Преображенский, В.И. Галкин, А.Р. Палтиевич, Е.В. Галкин***Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),
Москва**E-mail: paltievich@gmail.com**Поступила в редакцию 15 августа 2022 г.**После доработки 19 сентября 2022 г. принята к публикации 26 сентября 2022 г.*

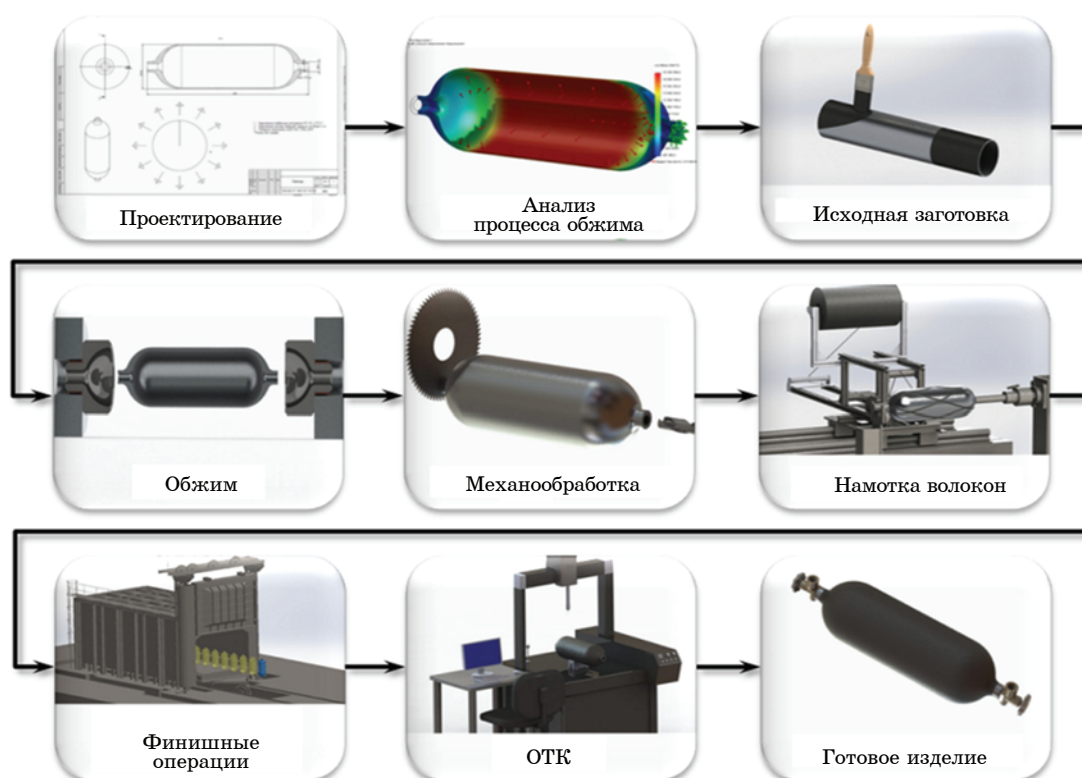
Продemonстрирована методика, сочетающая применение технологий искусственного интеллекта и метода конечных элементов, для анализа процесса производства лейнера — металлической оболочки современных металлокомпозитных баллонов высокого давления. Дорогостоящие физические эксперименты заменены компьютерным моделированием, что позволило за короткое время получить массив больших данных (МБД) в виде таблиц, включающих основные технологические параметры обжима горловины лейнера, сведения об особенностях течения металла в процессе деформации и выявить тенденцию к образованию дефектов. Обработка МБД проводилась с помощью нейросетей, а также генетическим алгоритмом для задачи многокритериальной оптимизации. В результате определено влияние технологических параметров на формирование геометрии лейнеров, предложен оптимальный вариант их изготовления, представляющий практический интерес для производителей металлокомпозитных баллонов.

Ключевые слова: искусственный интеллект; нейронная сеть; лейнер; металлокомпозитный баллон; конечно-элементный анализ; программа QFort; вычислительная система MATLAB; массив больших данных.

Интенсивное развитие химической промышленности привело к удешевлению производства высокопрочных армирующих волокон (в первую очередь углеродных), что позволило широко использовать композиционные материалы для разных сфер применения, в том числе для изготовления металлокомпозитных баллонов. Металлокомпозитный баллон представляет собой сосуд высокого давления, внутренняя тонкостенная металлическая часть которого (лейнер) покрыта силовой оболочкой, создаваемой методом намотки жесткого защитного слоя из волокон со связующим материалом. Сформированная таким образом конструкция обеспечивает высокую прочность при низкой удельной материалоемкости изделия, что важно для многих областей применения баллонов и особенно в авиационной и космической технике [1]. Несмотря на то, что лейнер обычно воспринимает менее 10% нагрузки [2], так как служит в основном целям герметичности сосуда и в качестве оправки при намотке углеволокна, остается актуальной задача выбора

его формы, материала и параметров технологического процесса, обеспечивающих получение качественного изделия с требуемыми эксплуатационными свойствами. Особое значение имеет толщина стенки в области горловины, поскольку в данной зоне должно быть достаточно металла для последующего создания резьбового соединения с выпускным клапаном [3]. Указанные критерии определяются с помощью теоретических расчетов или численным моделированием, например методом конечных элементов [4, 5]. Однако более перспективным и современным представляется использование алгоритмов искусственного интеллекта, причем не только для анализа, но и для контроля некоторых этапов производственного процесса.

Эксплуатационные свойства изделия и выбор технологии его изготовления существенным образом зависят от качества исходной заготовки. В ее роли для производства металлокомпозитных баллонов наряду с бесшовной трубой весьма перспективно использовать цилиндрический полуфабрикат,



Фиг. 1. Основные этапы разработки технологического процесса по изготовлению металлокомпозитного баллона

полученный из листового материала путем вальцовки и сварки состыкованных кромок трением с перемешиванием [6]. В случае формирования цельного бесшовного лейнера применяют установки ротационного обжатия труб, а в более производительном процессе по изготовлению металлокомпозитного баллона трубная заготовка подвергается воздействию давления от поступательного движения гидравлического привода [7].

На фиг. 1 указаны основные этапы технологического процесса обжима трубной заготовки, начиная от стадии проектирования и заканчивая получением готового изделия. На первом этапе проектируются форма лейнера, а также расположение и число слоев углеволокна. При этом используют специализированное программное обеспечение (CADWind) и международные стандарты для унификации габаритных размеров баллона. Далее выполняют компьютерный анализ процесса обжима, который проводится с целью определения корректности технологических параметров и разработанной геометрии матриц. Непосредственно процесс опытного или серийного производства (после изготовления рабочей оснастки и наладки оборудования) начинается с контроля исходной трубной заготовки и нанесения смазки на ее концевые

участки. На этапе обжима формируют лейнер требуемых формы и толщины стенки в купольной части. При проведении механообработки после термической обработки удаляют лишний металл, нарезают резьбу.

Намотку слоев углеводородных волокон выполняют на роботизированном оборудовании в соответствии с выбранной схемой армирования. После финишных операций (затвердевание связующего, автофретирование и др.) осуществляют технический контроль и испытания готового изделия (ОТК).

Отметим, что на всех указанных на фиг. 1 этапах возможно применение искусственного интеллекта, так как поиск и принятие решений на каждой операции потенциально выполнимы с помощью машинных алгоритмов. Например, проектирование формы лейнера и выбор армирующего материала, обеспечивающих высокие эксплуатационные свойства готового изделия, осуществимы на основе массива больших данных (МБД), а для управления гидравлическим приводом в процессе обжима и намоткой волокна эффективно применение оптимальных контроллеров на основе нейронных сетей. Однако для реализации подобных задач необходимо наличие большого объема экспериментальных данных. Поэтому в данной работе пришлось

Таблица 1

Данные о теплофизических свойствах стали 5ХНМ и алюминиевого сплава АД31, используемые при моделировании инструментов (матриц) и трубной заготовки

Материал	Показатель*	Температура, °С						
		20	100	200	300	400	500	550
5ХНМ (матрица)	λ , Вт·м ⁻¹ ·К ⁻¹	37	38	40	42	42	44	46
	c , Дж·кг ⁻¹ ·К ⁻¹	460	490	530	570	620	680	770
АД31 (заготовка)	λ , Вт·м ⁻¹ ·К ⁻¹	205	212	211	210	205	195	180
	c , Дж·кг ⁻¹ ·К ⁻¹	900	940	980	1030	1120	1280	1170

* λ — теплопроводность; c — удельная теплоемкость.

ограничиться рассмотрением искусственного интеллекта лишь применительно к этапу анализа процесса обжима с целью определения рациональных технологических параметров и использовать в качестве источника данных результаты моделирования методом конечных элементов, который позволяет с достаточной точностью решить множество задач прогнозирования течения металла при большом числе варьируемых параметров.

Материалы и методика эксперимента.

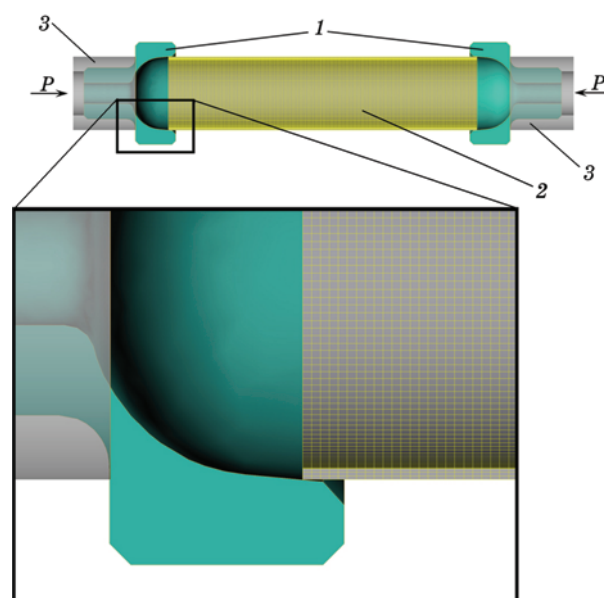
Исследование проводилось также в несколько этапов. Вначале на основе экспериментальных данных построили конечно-элементную модель и с помощью программного обеспечения QForm v10 определили условия трения, в наибольшей степени соответствующие опытным данным. Затем на уточненной модели с варьируемыми параметрами провели серию численных экспериментов, результаты которых послужили исходным МБД для последующего анализа методами искусственного интеллекта. Наконец, используя математические алгоритмы нейронных сетей, реализованные в системе MATLAB, выявили закономерности, которые позволяют определить значения технологических параметров, обеспечивающих получение качественного лейнера.

В работе рассматривалось производство лейнера посредством обжима трубной заготовки из сплава АД31 в матрицах из инструментальной стали 5ХНМ. Поскольку для процесса обжима критически важно поддерживать дифференциальный нагрев (на входе в матрицу должна быть минимальная температура металла, в области формирования горловины — максимальная), при моделировании использовались данные о теплофизических свойствах указанных материалов в требуемом

температурном интервале (табл. 1). Также свойства сплава АД31 включали реологические показатели из базы программы QForm. Матрица моделировалась недеформируемым объектом.

Задача решалась в вязкопластической 3D постановке, упругие деформации не учитывались, а для материала исходной трубной заготовки игнорировалась возможная анизотропия свойств. Дополнительным упрощением 3D-модели являлось использование плоскостей симметрии: исследовался сектор с центральным углом 180° (фиг. 2).

Конечно-элементная модель помимо трубной заготовки и матриц включала в себя области нагрева, имитирующие работу ТЭНов (трубчатые электронагреватели). Во время



Фиг. 2. Модель процесса обжима, построенная в программе QForm: 1 — инструменты (левая и правая матрицы); 2 — трубная заготовка; 3 — области нагрева хвостовика матриц

сжатия заготовки эти области перемещались со скоростью движения инструментов, обеспечивая постоянную поддержку требуемой высокой температуры на хвостовике матриц. Моделирование проводили до момента потери устойчивости трубы, т.е. до появления поперечной складки.

Варьируемые параметры (температура нагрева хвостовика матрицы $t = 570\text{—}630\text{ }^{\circ}\text{C}$, толщина стенки трубной заготовки $s = 1\text{—}3\text{ мм}$, скорость движения каждого инструмента $v = 0,8\text{—}2\text{ мм/с}$) выбраны с учетом возможностей промышленного оборудования.

Для повышения точности анализа и удобства интерпретации результатов применяли кубическую сетку (гексаэдр) конечных элементов. На каждом расчетном шаге с помощью специальной подпрограммы, разработанной на языке LUA [8], формировали таблицу с информацией о перемещении инструмента, усилии процесса, а также с рассчитанными по координатам узлов геометрическими размерами горловины лейнера, включая толщину стенок и появление дефектов из-за потери устойчивости заготовки.

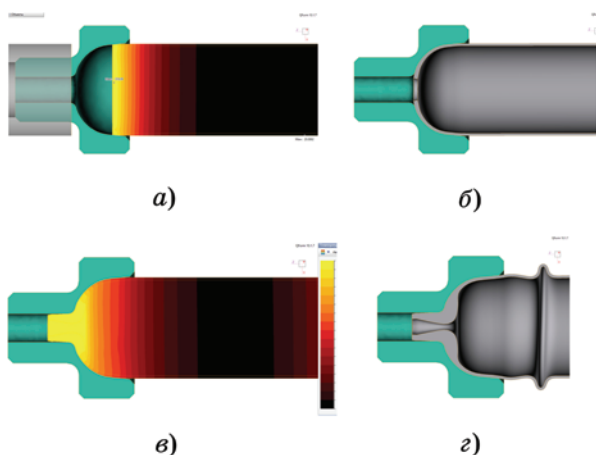
Для последующего анализа с использованием искусственных нейронных сетей в таблицу полученных данных добавлен столбец о классификации лейнера, сформированного в результате моделирования. Определены три его класса: А — качественное изделие с требуемыми толщиной стенки и высотой горловины без признаков потери устойчивости; В — граничный вариант, при котором существует вероятность образования дефектов (хотя моделирование этого не показывает) на реальном производстве из-за отклонений от технологических параметров; С — бракованный лейнер по причине неисправимых дефектов (недостаток металла в области горловины либо появление складок).

Анализ полученных табличных данных проводился с помощью вычислительной системы MATLAB с использованием команд Deep Learning Toolbox (инструменты глубокого обучения) [9]. Нейронная сеть состояла из одного скрытого слоя, число нейронов в котором выбиралось, исходя из требуемой точности и скорости расчета. Обучение проводилось на компьютере с процессором Intel i7 и 64ГБ оперативной памяти, что обеспечило быструю обработку исходного МБД, состоящего из нескольких десятков тысяч строк. При этом 85% общего количества

данных использовались в качестве обучающего набора, а оставшиеся 15% случайно распределенных точек — для подтверждения (валидации) найденного искусственным интеллектом решения.

Результаты исследований и их обсуждение. Основные препятствия для широкого использования нейронных сетей с целью анализа технологических процессов — отсутствие достаточного количества исходных данных (в требуемом формате), длительное время обучения сетей и сложности, связанные с проверкой и интерпретацией полученных результатов. Однако с появлением высокопроизводительной вычислительной техники многие преграды стали преодолимы: решение задач с помощью компьютерного моделирования позволяет составить структурированные данные в количестве, достаточном для анализа при машинном обучении. По этой причине для процесса производства лейнера предложено вместо проведения серии экспериментов воспользоваться методом конечных элементов, а в исследуемых моделях варьировать технологическими параметрами в требуемом диапазоне, определяя их влияние на ход обжима трубной заготовки.

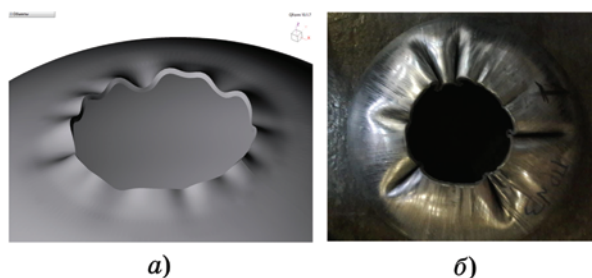
Расчет проводился в программе QForm, последовательно изучалось течение металла на каждом из этапов формирования горловины лейнера (фиг. 3). Вначале трубная заготовка незначительно сжималась нагретыми матрицами; за время выдержки 20 с тепла от стенок инструмента передавалась к обрабатываемому металлу. При этом температура зон на концах заготовки становилась равной $300\text{—}350\text{ }^{\circ}\text{C}$, тогда как температура в центральной части заготовки оставалась прежней — $\sim 20\text{ }^{\circ}\text{C}$ (см. фиг. 3, а). Далее начинался основной рабочий ход инструментов. Матрицы с заданной скоростью сжимали заготовку с двух сторон, постепенно формируя купольную часть, а затем и горловину лейнера (см. фиг. 3, б, в). В этот момент происходит интенсивное увеличение толщины стенки в области контакта металла с матрицами. Моделирование прекращали, когда трубная заготовка теряла устойчивость и образовывалась складка (см. фиг. 3, г). К потере устойчивости приводит как увеличение усилия, так и постепенное повышение температуры заготовки (за счет высокой теплопроводности алюминиевого сплава) на входе в матрицу.



Фиг. 3. Этапы процесса обжима, моделируемые в программе QForm: а — начальная выдержка заготовки в матрицах (распределение температур через 20 с); б — заполнение металлом купольной части; в — формирование горловины лейнера; г — потеря устойчивости

Поскольку актуальной является задача снижения удельной металлоемкости металлокомпозитного баллона, особое внимание уделено изучению процессов производства лейнеров с малой толщиной стенки заготовки. Это послужило одной из причин использования 3D-моделей, так как помимо радиальной потери устойчивости трубной заготовки при моделировании необходимо учитывать возможность возникновения дефектов в купольной части для тонкостенных лейнеров (фиг. 4).

На точность результатов, получаемых в ходе конечно-элементного анализа, существенное влияние оказывают заданные свойства материала. В рассматриваемых моделях сопротивление пластической деформации для алюминиевого сплава АД31 указывалось в виде табличных значений (около десяти точек для каждой из влияющих величин: температура, степень и скорость деформации). Однако практический интерес представляют и другие способы задания реологических свойств алюминиевого сплава, особенно обеспечивающие высокую точность и скорость расчетов. В том числе решено оценить перспективность использования с этой целью искусственного интеллекта. Поэтому в программе QForm провели серию численных экспериментов, в которых последовательно сопротивление деформации σ задавалось в виде таблиц, регрессионного уравнения и нейронной сети.



Фиг. 4. Потеря устойчивости при обжиме тонких заготовок: а — результаты моделирования в программе QForm; б — опытный результат изготовления лейнера

В качестве уравнения применялась известная экспоненциальная формула Шпиттеля [10]:

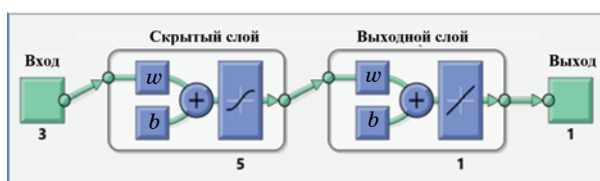
$$\sigma = A_0 e^{-a_1 t} \varepsilon^{a_2} e^{-a_4 \dot{\varepsilon}} \dot{\varepsilon}^{a_3}, \quad (1)$$

где A_0 , a_1 , a_2 , a_3 , a_4 — коэффициенты уравнения (определены с помощью вычислительной системы MATLAB); ε , $\dot{\varepsilon}$ — степень и скорость деформации; t — температура, °С.

В качестве альтернативы уравнению Шпиттеля использовалась нейронная сеть, которая, как и для дальнейших анализов, состояла из одного скрытого слоя (фиг. 5) с числом нейронов 5, 10 или 100. При этом во входном слое заданы три нейрона, соответствующие температуре, степени и скорости деформации.

Обучение нейронной сети проводилось с использованием табличных данных о свойствах сплава АД31, дополненных промежуточными точками для увеличения точности (получены линейной интерполяцией).

В программе QForm выполняли моделирование процесса обжима; фиксировали время расчета, а также полное усилие процесса в момент формирования горловины лейнера. По результатам анализа проведено сравнение методов задания свойств (табл. 2).



Фиг. 5. Используемая в работе схема нейронной сети с одним скрытым слоем: w — весовые коэффициенты для основных нейронов скрытого и выходного слоев; b — то же, для нейрона смещения; 1, 3, 5 — число нейронов

Время расчета и полученное усилие процесса обжима по результатам моделирования в программе QForm при разных методах задания реологических свойств сплава АД31

Способ задания свойств сплава АД31	Время расчета		Усилие	
	абс., ч	отн., %	абс., кН	отн., %
Таблица значений (трилинейная интерполяция)	4,1	100	63,6	100
Уравнение (1)	4,8	117	63,8	101
Нейронная сеть из 5 нейронов	5,3	129	60,7	95
Нейронная сеть из 10 нейронов	9,3	227	63,5	100
Нейронная сеть из 100 нейронов	64,1	1563	63,6	100

Примечание: абс., отн. — соответственно абсолютные и относительные значения.

Установлено, что нейронная сеть с 10 нейронами обеспечивает достаточную точность вычислений: отклонение по окончательному усилию от базового варианта (таблица значений) составило менее 1%. Однако время расчета увеличилось более чем в два раза по сравнению с моделями, в которых сопротивление пластической деформации сплава АД31 задавалось в виде табличных данных либо уравнением. Следовательно, использование нейронных сетей для функции определения реологических свойств в методе конечных элементов нецелесообразно. Впрочем, в ближайшем будущем ожидается широкое внедрение поддержки искусственного интеллекта на аппаратном уровне (например, технология Intel AVX-512 Vector Neural Network Instructions — векторные вычисления нейронных сетей). В этом случае производительность нейронных сетей окажется вполне конкурентоспособной и позволит реализовать такие преимущества, как возможность быстрого переобучения на основе новой поступающей информации, а также автоматического определения свойств материалов по экспериментальным данным, полученным во время испытаний образцов на пластометре.

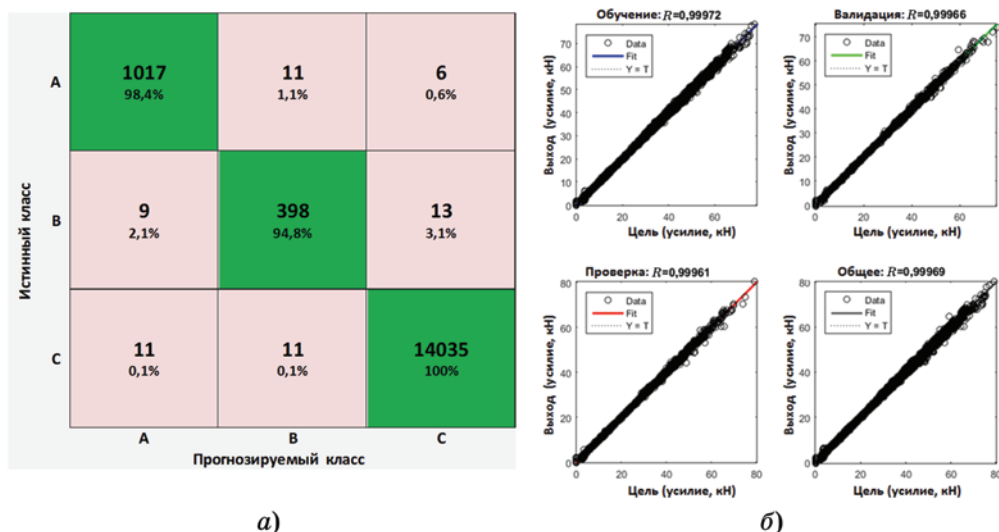
Дальнейшее исследование проводилось на моделях со свойствами сплава АД31 в виде табличных значений. Выполнен расчет более 50 задач, различающихся величиной нагрева матрицы, скоростью движения инструментов, толщиной стенки заготовки. На каждом расчетном шаге (не превышающем 0,5 с времени моделируемого процесса) определялась тенденция к появлению дефектов. Эта информация, дополненная данными по уси-

лию процесса обжима и текущему перемещению матриц, сохранялась в таблице, тем самым формируя МБД, на которых проводили обучение нейронной сети. Гиперпараметры (начальные веса, скорость обучения, число нейронов) подбирались вручную.

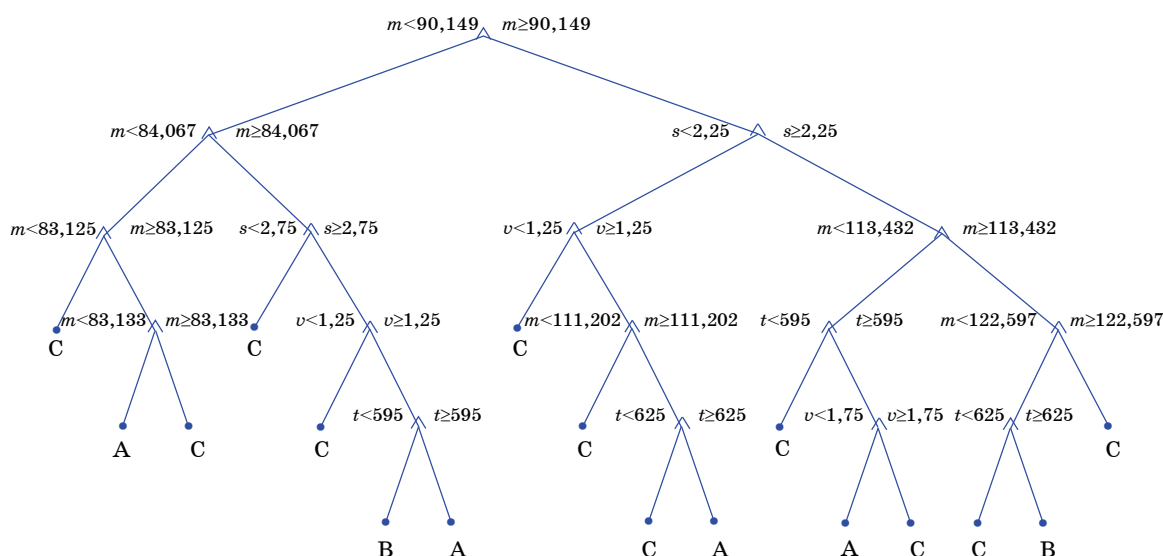
С помощью искусственного интеллекта решали две основные задачи: классификации и аппроксимации. В первом случае по исходным параметрам процесса предсказывали класс получаемого лейнера: А — качественное изделие; В — возможно образование складок; С — брак (потеря устойчивости или недостаточная толщина металла в горловине). Вторая задача заключалась в определении окончательной геометрии лейнера по технологическим параметрам.

Обучение останавливали, когда достигалась требуемая точность: коэффициент корреляции $R > 0,99$ и соответствие классов $> 90\%$ (фиг. 6). Следует отметить, что «цель» (т.е. значения, полученные в ходе моделирования методом конечных элементов в программе QForm) и «выход» (данные, выдаваемые нейронной сетью) для усилия на фиг. 6, б имеют небольшой разброс, тогда как подобные графики для набора толщины в горловине лейнера и вероятности образования дефектов точнее аппроксимируют данные.

После проведенного обучения средствами системы MATLAB создана функция, позволяющая на основе введенных параметров прогнозировать вероятность образования дефектов. Так как функцию, зависящую от четырех параметров, трудно представить в виде графика или поверхности в трехмерном пространстве, для наглядности построено дерево решений (фиг. 7), которое дает представ-



Фиг. 6. Точность обучения нейронной сети: *a* — матрица соответствий для дерева решений в задаче классификации; *б* — аппроксимация данных (коэффициент корреляции R близок к единице)



Фиг. 7. Пример упрощенного дерева решений для выбора параметров при производстве лайнера: m — перемещение инструмента после предварительного сжатия и выдержки, мм; s — толщина стенки трубной заготовки, мм; v — скорость движения инструмента, мм/с; t — температуры нагрева ТЭНов на хвостовике матриц, °C

ление о возможности получения качественного лайнера (класс А) при варьировании параметров технологического процесса.

Интересно заметить, что в соответствии с деревом решений (крайняя левая ветвь на фиг. 7) нейронная сеть обнаружила вариант производства лайнера класса А с перемещением матриц на расстояние от $m > 83,125$ мм до $m < 83,133$ мм, при котором остальные параметры не влияют на качество изделия. Очевидно, указанный интервал слишком узкий для его практического применения. Кроме того, размеры у горловины будут различными: для заготовок с исходной толщиной

стенки $s = 2$ мм набор металла в данной области будет минимальным (хотя и достаточным для формирования резьбового соединения), в то время как для заготовок с $s = 3$ мм будет наблюдаться избыток металла.

В связи с этим следующей задачей стала тренировка нейронной сети на определение геометрических размеров лайнера. После обучения получена функция MATLAB, позволяющая на основе заданных параметров (s , v , m , t) помимо класса изделия рассчитывать длину и толщину стенки горловины, а также предсказывать максимальное усилие процесса обжима.

Наконец, еще одна нейронная сеть построена и обучена с целью определения необходимого перемещения инструмента. В качестве входных данных в этом случае использовали толщину исходной заготовки s , скорость инструмента v , температуру нагрева ТЭНов t и допускаемую вероятность образования дефекта p ($p = 0$ для класса А, $p = 50\%$ для класса В). Нейронную сеть можно было бы натренировать на выдачу любых оставшихся параметров технологического процесса, однако приемлемых вариантов изготовления лейнера обычно несколько. Поэтому последним этапом исследования стало использование полученных искусственным интеллектом функций для решения задачи многокритериальной оптимизации.

В качестве целевых функций выбраны вероятность образования дефектов и себестоимость изготовления лейнера (для обеих критериев оптимальности — поиск минимума). Искомым множеством, т.е. подбираемыми параметрами, являлись: толщина трубной заготовки, температура нагрева матрицы, скорость и перемещение инструмента. В качестве ограничений взяты значения, соответствующие используемому оборудованию. Себестоимость определялась с учетом усилия и величины перемещения матриц (т.е. по работе, совершаемой гидравлическим приводом), температуры и длительности нагрева ТЭНов (их мощности), а также стоимости трубной заготовки из сплава АД31 требуемых размеров (толщина стенки и длина, обеспечивающие необходимый внутренний объем лейнера и внешние габаритные размеры изделия).

В результате поиска решения генетическим алгоритмом в системе MATLAB определен Парето-фронт. Из множества оптимальных (по Парето) решений для опытной проверки выбрана исходная толщина стенки у трубной заготовки в соответствии с выпускаемым металлургической промышленностью сортаментом по ГОСТ 18475—82 (с предельным отклонением до $-0,3$ мм). Полученные результаты подтвердили, что технологические параметры обеспечивают изготовление качественного лейнера (фиг. 8).

Стоит отметить, что появление небольших рисок на внутренней поверхности в области горловины лейнера (см. на фиг. 8, б) обусловлено спецификой технологии обжима трубных заготовок и не является дефектом,



Фиг. 8. Лейнер, полученный по найденным искусственным интеллектом параметрам: а — результаты моделирования в программе QForm; б — опытное изготовление лейнера

поскольку не влияет на эксплуатационные свойства изделия.

Таким образом, разработанная методика совместного анализа методом конечных элементов и алгоритмами искусственного интеллекта позволяет определить технологические параметры, обеспечивающие получение бездефектного изделия. Кроме того, она может использоваться при проектировании новой геометрии матриц или для другого типа промышленного оборудования по производству лейнеров, в том числе для обжима трубных заготовок в более широком диапазоне изменяемых параметров. При этом требуется лишь дополнить МБД и переобучить нейронную сеть.

Выводы. 1. Разработана новая методика для изучения процесса обжима трубных заготовок с дифференцированным нагревом: вначале методом конечных элементов получают массив больших данных (МБД), состоящий из параметров технологического процесса и результатов моделирования, затем на их основе выполняют обучение нейронных сетей для выявления требуемых закономерностей, представляющих практический интерес. Таким образом, разработанная методика позволит в дальнейшем заменить дорогостоящие эксперименты или длительное моделирование эффективным анализом на основе искусственного интеллекта.

2. Построена модель процесса обжима трубных заготовок из сплава АД31 для расчетов в программе QForm. При ее использовании для анализа задач с варьируемыми параметрами (скорость движения инструмента; температура нагрева матрицы; исходная толщина стенки заготовки) получают данные по набору толщины в области горловины лейнера, усилию процесса, моменту потери устойчивости и возникновению дефектов. Точ-

ность модели подтверждена экспериментальным путем.

3. Показана эффективность применения искусственных нейронных сетей для анализа процесса обжима трубной заготовки. С помощью обучения в вычислительной системе MATLAB получены функции, которые могут применяться для установления связи набора толщины в горловине лейнера, усилия процесса, а также вероятности образования дефектов в зависимости от исходной толщины трубной заготовки, температуры ТЭНов, скорости и величины перемещения матриц. Хотя по времени поиск решения нейронными сетями несколько уступает регрессионному анализу, определено, что использование 10 нейронов в скрытом слое обеспечивает высокую точность и скорость расчета, достаточную для практического применения.

4. Построено дерево решений, позволяющее наглядно продемонстрировать, как толщина заготовки и выбранные параметры технологического процесса связаны с получением бездефектного изделия. Проведенное обучение в системе MATLAB обеспечило большую точность разделения лейнеров на группы по вероятности образования дефектов. Ошибка классификации не превышает 10%.

5. Приведено решение многокритериальной задачи оптимизации с использованием в качестве целевых функций обученных искусственных нейронных сетей. На основе генетического алгоритма определены наиболее рациональные параметры производства лейнеров с целью уменьшения их себестоимости, металлоемкости и вероятности возникновения потери устойчивости заготовки в ходе процесса обжима.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Металлокомпозитные баллоны—сосуды высокого давления. URL : <http://safit.info/> (Дата обращения: 09.05.2022). — Текст : электронный.
2. Bunsell, A.R. Health monitoring of high performance composite pressure vessels / A.R. Bunsell, A. Thionnet // *Comp. Composite Mater. II : Testing, nondestructive evaluation and structural health monitoring*. 2018. V.7. P.420—430.
3. Трутнев, Н.С. О выборе рациональной толщины стенки лейнера металлокомпозитного баллона высокого давления / Н.С. Трутнев, А.А. Шишкин, Т.В. Филимонова // *Механика композиционных материалов и конструкций*. 2019. Т.25. №1. С.97—109.
4. Сарбаев, Б.С. Вариант расчета цилиндрической части композитного баллона высокого давления с несущим металлическим лейнером / Б.С. Сарбаев, С. Чжан // *Конструкции из композиционных материалов*. 2020. №2 (158). С.3—11.
5. Yu, B. Optimal design of composite overwrapped pressure vessel for space application based on grid theory calculation and numerical simulation / B. Yu, H. Zhang, T.-J. Ma, J.-P. Zhao // *6th Intern. Conf. Mechan. Eng. Autom. Sci. (ICMEAS)*. 2020. P.93—99. DOI : 10.1109/ICMEAS51739.2020.00025.
6. Евраз. пат. 029501. МПК F17C1/14, B23K20/12, C22F1/09. Сосуд из термически неупрочняемого алюминиевого сплава и способ его изготовления / Богачек О.Е., Дриц А.М. ; заявл. 15.02.2017 ; опубл. 30.03.2018. Бюл. ЕАПВ (Изобретения (евразийские заявки и евразийские патенты)). №4. 7 с.
7. Васильев, В.В. Композитные баллоны давления : проектирование, расчет, изготовление и испытания / В.В. Васильев, Н.Г. Мороз. — М. : Машиностроение : Инновационное машиностроение, 2015. 372 с. ISBN 978-5-9906087-1-9.
8. Aronowitz, A. Programming in lua : the ultimate beginner's guide to learn lua step by step / A. Aronowitz, C. Alves. — 4th ed. — [S.l.] : Independently Publ., 2021. 274 p. ISBN 9798741088968.
9. Paluszek, M. Practical MATLAB Deep Learning : A Projects-Based Approach / M. Paluszek, S. Thomas, E. Ham / 2nd ed. — [S.l.] : Apress, 2022. 252 p. ISBN 9781484279113.
10. Власов, А.В. Конечно-элементное моделирование технологических процессовковки и объемной штамповки : учеб. пособ. / А.В. Власов [и др.] ; под ред. А.В. Власова. — М. : Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2019. 383 с.