

УДК 517.531.72

О. С. НУРГАЯНОВА, А. А. ГАНЕЕВ

СИНТЕЗ ЛИТЕЙНЫХ НИКЕЛЕВЫХ ЖАРОПРОЧНЫХ СПЛАВОВ ДЛЯ ОТЛИВОК С НАПРАВЛЕННОЙ И МОНОКРИСТАЛЛИЧЕСКОЙ СТРУКТУРОЙ

Рассматриваются вопросы синтеза новых материалов и подходы к автоматизации проектирования жаропрочных никелевых сплавов с улучшенными физико-механическими свойствами. Предлагается методика моделирования зависимостей «состав-свойство», приводится оценка ее эффективности. *Жаропрочный сплав; математическое моделирование; зависимость «состав-свойство»; автоматизированное проектирование сплавов*

Технический прогресс в области турбореактивного двигателестроения определяется, прежде всего, повышением рабочих температур газовых турбин. Однако параметры работы турбин ограничиваются характеристиками жаропрочных материалов, применяемых для изготовления рабочих лопаток. Рабочие лопатки изготавливаются, в основном, методом направленной кристаллизации из литейных никелевых жаропрочных сплавов. Сложность конфигурации лопаток, в частности, наличие внутренних полостей, делает литье не только экономичным, но и единственно возможным методом их получения. Кроме того, литейные жаропрочные сплавы, состав которых не ограничивается условиями хорошей обрабатываемости при пластической деформации, могут иметь более высокую степень легирования, а, следовательно, и повышенную жаропрочность. В результате достигается преимущество в жаропрочности примерно на 45 ... 60 % по сравнению с деформируемыми жаропрочными сплавами. Наиболее распространенные в практике отечественного авиадвигателестроения лопаточные сплавы ЖС6-К и ЖС6-У, ЖС26 и ЖС32 имеют пределы 100-часовой длительной прочности при 1000°С не более 150 ... 180 МПа и 200 ... 255 МПа, а при 1050°С – 80 ... 110 МПа и 125 ... 180 МПа соответственно. Эти свойства уже не удовлетворяют в полной мере современным условиям эксплуатации ГТД в связи с требованиями значительного увеличения ресурса и повышения рабочей температуры. Поэтому работы в области создания новых никелевых жаропрочных сплавов отнесены к приоритетным направлениям фундаментальных исследований.

1. СОСТОЯНИЕ ВОПРОСА

Существующие методы поиска состава новых сплавов с требуемыми свойствами, основанные на эмпирическом опыте, являются весьма трудоемкими и включают многократные выплавки опытных образцов с последующим испытанием их на механические свойства и математической обработкой результатов. Из-за сложного характера изменения свойств материала в зависимости от химического состава, режимов термической обработки и условий испытаний, с ростом данных экспериментов возможность подобрать точную математическую зависимость между составом и свойствами быстро понижается и может стать невыполнимой, вследствие чего наиболее перспективные сплавы могут оказаться за пределами исследовательских возможностей. Зачастую в выборе нужных композиционных сплавов для работы приходится руководствоваться чутьем исследователя, кроме того, необходимо затрачивать огромные средства на исходные дефицитные материалы, дорогостоящее оборудование и проведение большого числа плавок и тестовых испытаний. Эти затраты чаще всего не окупаются результатами поиска, поглощая большие ресурсы времени и средств и принося все более скромные результаты.

С другой стороны, необходимо отметить, что в последние годы развитие информационных технологий происходило под влиянием не столько традиционных задач, порождаемых потребностями точных наук (физика, механика, и т. п.), сколько задач, характерных для сферы промышленного производства и бизнеса.

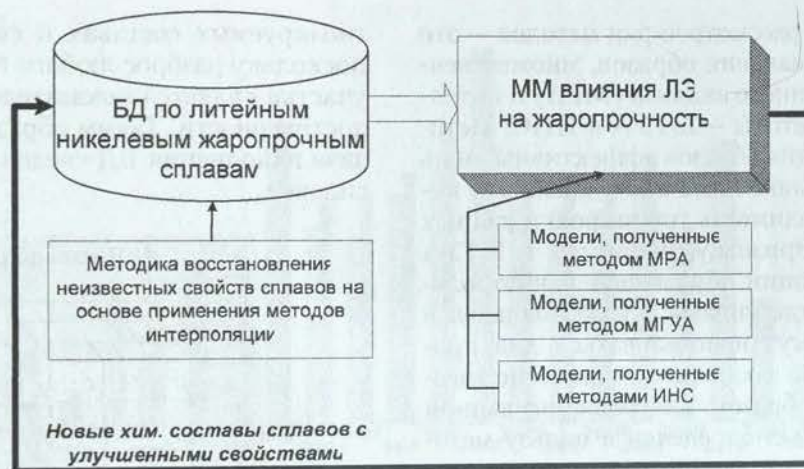


Рис. 1. Общая методика синтеза сплавов на основе методов математического моделирования

Основу всех этих задач составляет работа с обширными массивами данных (численных, текстовых, графических), включая организацию их хранения и обработки. При этом все чаще используются появившиеся в последние годы средства интеллектуального анализа данных, дополняющие или заменяющие средства традиционной статистики и нацеленные на поиск закономерностей, т. е. выявление знаний, скрытых в сырых (необработанных) данных [1–4]. Ориентация информационных технологий на решение проблем из этой области стимулировала активное внедрение алгоритмов решения плохо формализуемых задач [1], в противовес традиционным методам хорошо алгоритмируемых задач, с которых начиналось развитие вычислительной математики, нацеленной на решение задач физики, механики и т. п. Накопленный в последние годы опыт показывает, что плохо формализуемые задачи лежат в основе множества научных дисциплин. Основные особенности этих задач в том, что неизвестны аналитические зависимости или цепочки действий, приводящие к приемлемому результату, а исходные данные отличаются исполнотой, противоречивостью и искажениями.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Методика синтеза сплавов методами математического моделирования заключается непосредственно в разработке самих математических моделей влияния легирующих элементов на жаропрочность.

С точки зрения построения математических моделей «состав-свойство» был рассмотрен ряд методов — это методы распознавания образов, множественного регрессионно-

го анализа (МРА) и интеллектуальные методы — метод группового учета аргументов (МГУА) и искусственных нейронных сетей (ИНС).

Методы распознавания образов эффективны лишь на первоначальном этапе исследования — когда есть необходимость группировки данных по какому-то признаку, например, в методе группового учета аргументов при формировании обучающей и контрольной выборок, где сплавы с максимальными свойствами используются для проверки модели на заключительном этапе алгоритма.

Метод множественной регрессии позволяет оценить влияние легирующих элементов по отдельности, что оказывается полезным при формировании моделей более сложными интеллектуальными методами, каковыми являются МГУА и ИНС.

Таким образом, для решения данной задачи наиболее подходящими методами являются МРА и эвристики, которые требуют систематизированной исходной информации.

Вследствие этого возникает необходимость разработки специализированной базы данных по жаропрочным никелевым сплавам с монокристаллической структурой. В основе предлагаемого подхода лежит использование методики автоматизированного проектирования сплавов на основе методов искусственного интеллекта, представленной на рис. 1.

Методика автоматизированного проектирования сплавов на основе методов искусственного интеллекта заключается непосредственно в разработке математических моделей влияния ЛЭ на жаропрочность и поиске экстремума свойства. С точки зрения построения математических моделей «состав-

свойство» был рассмотрен ряд методов — это методы распознавания образов, множественного регрессионного анализа (МРА) и интеллектуальные методы — МГУА и ИНС. Методы распознавания образов эффективны лишь на первоначальном этапе исследования — когда есть необходимость группировки данных по какому-то признаку, например, в МГУА при формировании обучающей и контрольной выборок, где сплавы с максимальными свойствами могут использоваться для проверки модели на заключительном этапе алгоритма. Таким образом, для решения данной задачи выбор был определен в пользу методов МРА и искусственного интеллекта, комплексное применение которых наиболее эффективно в условиях частой неопределенности, зашумленности и значительной размерности массива исходных данных.

Первый этап общей методики автоматизированного проектирования сплавов включает в себя разработку информационного обеспечения, а именно, разработку специализированной БД по жаропрочным никелевым сплавам с монокристаллической структурой — разработку моделей предметной области, разработку логической модели данных, разработку физической модели данных, разработку собственно БД глубиной поиска 45 лет, которая охватывает сведения о составе более чем 200 сплавов, их механических (100- и 1000-часовые значения жаропрочности в диапазоне температур от 750 до 1200°C, удельная жаропрочность, рабочие температуры) и физических (плотность, электронная концентрация) свойствах, области применения и методах изготовления жаропрочных никелевых сплавов с монокристаллической структурой. Для решения этой задачи при разработке системы автоматизированного проектирования ЖС была использована OLAP-технология. При этом OLAP-технология используется не только как гибкое средство анализа данных, накапливаемых в системе, но и как удобный способ подготовки входной многомерной информации для решения задачи моделирования влияния химического состава на жаропрочность (рис. 2).

В силу того, что у отечественных и зарубежных производителей значения жаропрочностей приводятся при различных температурах, что обуславливается различными методами анализа сплавов, выборки сплавов по значению жаропрочности при различных температурах получают небольшие и непредставительные. Наличие таких выборок существенным образом будет отражаться на про-

гнозируемых составах и свойствах сплавов, поскольку разброс любого прогноза на узком участке является показателем его невысокой достоверности. Таким образом, возникает задача наполнения БД сведениями о свойствах сплавов.

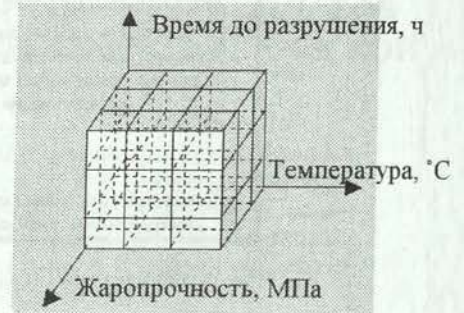


Рис. 2. Пример многомерного куба

С целью приведения свойств к единым температурным интервалам используются математические методы для восстановления пропущенных данных. Так, если у сплава известны значения жаропрочности при температурах 900 и 1000°C, то можно интерполировать значение жаропрочности при 926, 950 и 982°C. Анализ методов интерполяции (полиномы Эрмита, Лагранжа, Ньютона, Стирлинга, Эверетта, сплайны) и проведенные вычислительные эксперименты показали, что наиболее эффективным и достоверным методом интерполяции является метод на основе случайных функций, который, по сравнению со сплайн-интерполяцией, свободен от проблемы выбора узлов и разбиения на группы в случае нерегулярных данных. Для формального выбора лучшего метода интерполяции был сформулирован критерий оптимальности: лучшим считался тот метод, которому соответствовало минимальное значение среднеквадратического отклонения (СКО) из рассматриваемых значений, соответствующих выборкам с наибольшими относительными отклонениями по каждому методу:

$$i_{\text{опт}} = \arg \min_i \max_j \sqrt{\frac{1}{n_{V_{\pi j}}} \sum_{x \in V_{\pi j}} (y - Y_{V_{\pi j}}^i(x))^2}, \quad (1)$$

где V_{π} — проверочная выборка, $n_{V_{\pi}}$ — длина проверочной выборки, $x \in V_{\pi}$ — значения рабочих температур из проверочной выборки, y — известные значения жаропрочности, соответствующие значениям x ; $Y_{V_{\pi}}^{k_x, k_y}$ —

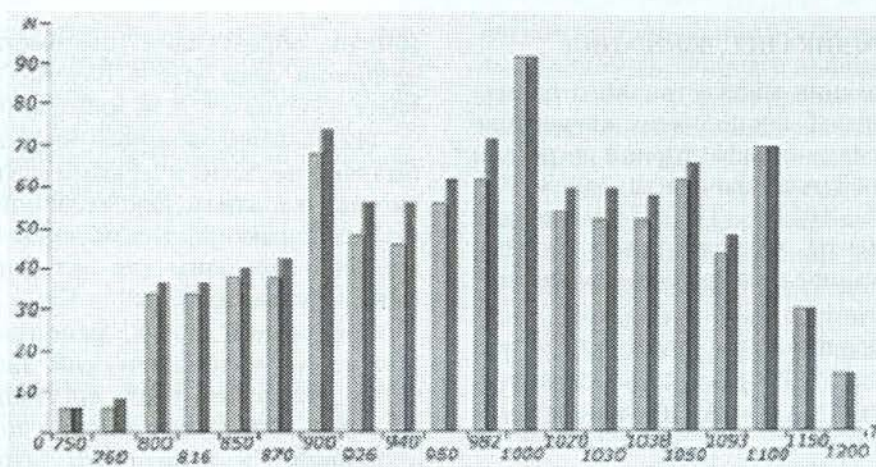


Рис. 3. Распределение числа сплавов по температурам до и после (светлый и темный цвет соответственно) проведения интерполяции, T — рабочая температура, N — количество сплавов

интерполируемые значения жаропрочности, полученные из обучающей выборки V_0 в соответствующих шкалах температуры (k_x) и жаропрочности (k_y). Проценты среднеквадратических отклонений прогнозируемых значений от фактических рассчитывались по формуле

$$S_{V_{ii}}^{\%} = \frac{S_{V_{ii}}}{\sqrt{\sum_{x \in V_{ii}} y^2}} \cdot 100\%. \quad (2)$$

Проведение интерполяции позволило достичь увеличения исходной выборки на 16,3%, рис. 3.

Представление сведений по жаропрочным сплавам в систематизированном виде и полнота соответствующей информации по свойствам позволяют сформулировать математическую постановку задачи синтеза сплавов.

Задача состоит в том, чтобы по имеющемуся массиву данных (база данных по жаропрочным сплавам), представляющему собой сведения о химическом составе жаропрочных сплавов, т.е. ряд наблюдений (x_1, x_2, \dots, x_m) , каждому из которых соответствует значение целевой функции — жаропрочности (y_1, y_2, \dots, y_m) , где $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ — состав сплава i . Необходимо получить математическую зависимость, адекватно отражающую влияние легирующих элементов на жаропрочность, т.е. в общем случае необходимо решить задачу аппроксимации. Каждый промышленный сплав описывается набором признаков. Массив исходных данных представлен в виде матрицы $(m \times n)$, где m — число объектов-сплавов, n — число признаков-

компонентов:

$$x_{ij} = \begin{pmatrix} x_{11}x_{12} & x_{1n} \\ x_{21}x_{22} & x_{2n} \\ \dots & \dots \\ x_{m1}x_{m2} & x_{mn} \end{pmatrix}.$$

Построение точной математической модели изучаемого объекта — жаропрочного сплава — весьма затруднительно, поэтому решение задачи отыскивается на базе собранного эмпирического материала из эвристических соображений. Таким образом, требуется:

1. До экспериментального определения жаропрочности научиться отличать сплавы с высокой жаропрочностью от сплавов с низкой жаропрочностью, пользуясь информацией о признаках. Оперирруя с выделенными группами сплавов, компактно расположенными в пространстве признаков, оценить связь «структура-свойство».

2. Построить математическую модель влияния химического состава на свойство жаропрочного сплава.

3. Используя полученную математическую модель, синтезировать новый жаропрочный сплав с высокими свойствами [7, 8].

Итак, на основе проведенного анализа для решения данной задачи выбор был сделан в пользу методов МРА, МГУА и метода многомерных ортогональных нормированных сплайнов, в основе которого лежит концепция ИНС.

3. МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЯ

При проведении множественного регрессионного анализа были получены следующие линейные модели многофакторной регрессии для 100-часовой жаропрочности при 800°C, 900°C, 1000°C, 1050°C, 1100°C (в скобках указаны элементы, не вошедшие в модель, но присутствующие в массиве исходных данных):

$$1) \sigma^{800} = 255,6\text{Ni} - 1148,67\text{V} + 1172,69\text{Hf} - 232,6\text{Ta} + 1538,27\text{Nb} - 1358,27\text{Al} - 199,65\text{Ti} - 460,33\text{W} - 1015,89\text{Mo} - 28,34\text{Co} + 188,47\text{Cr} - 3938,4(\text{C}, \text{B}, \text{Zr}).$$

$$2) \sigma^{900} = 1190,21\text{Ni} + 1216,715\text{Re} + 1168,43\text{V} + 1152,49\text{Hf} + 1578,74\text{Zr} + 1196,01\text{Ta} - 1187,25\text{Nb} + 1179,39\text{Al} + 1178,38\text{Ti} + 1198,15\text{W} + 1210,097\text{Mo} + 1198,22\text{Co} + 1201,15\text{Cr} + 883,49\text{C} - 118766(\text{B}).$$

$$3) \sigma^{1000} = 86,14\text{Ni} + 86,64\text{Ir} + 96,96\text{Re} + 58,08\text{V} + 46,95\text{Hf} + 469,7\text{Zr} + 88,03\text{Ta} + 73,51\text{Nb} + 77,26\text{Al} + 78,78\text{Ti} + 87,86\text{W} + 89,8\text{Mo} + 87,56\text{Co} + 81,64\text{Cr} - 39,73\text{C} - 8335,25(\text{B}).$$

$$4) \sigma^{1050} = -531,9\text{Ni} - 532,42\text{Ir} - 524,07\text{Re} - 533,14\text{V} - 569,68\text{Hf} - 129,63\text{Zr} - 529,25\text{Ta} - 554,22\text{Nb} - 535,15\text{Al} - 522,48\text{Ti} - 527,78\text{W} - 529,15\text{Mo} - 531,64\text{Co} - 537,35\text{Cr} - 624,67\text{C} + 53350,6(\text{B}).$$

$$5) \sigma^{1100} = 260,22\text{Ni} + 257,43\text{Ir} + 272,99\text{Re} + 289,88\text{V} + 257,07\text{Hf} + 134,36\text{Zr} + 2621,2\text{Ta} + 256,34\text{Nb} + 264,9\text{Al} + 249,77\text{Ti} + 266,63\text{W} + 267,87\text{Mo} + 258,84\text{Co} + 265,9\text{Cr} + 105,7\text{C} - 26031,59(\text{B}).$$

Проверка данных регрессионных моделей на адекватность показала следующие результаты (табл. 1):

Таблица 1

Результаты анализа регрессионных моделей

№ модели	Множественный коэффициент корреляции R	Коэффициент детерминации R^2
1	0,98	0,97
2	0,88	0,77
3	0,94	0,89
4	0,95	0,91
5	0,93	0,87

Несмотря на то, что у модели 1 показатели адекватности — $R = 0,98$, $R^2 = 0,97$ самые наилучшие, однако, данную модель хорошей считать нельзя, поскольку смоделировать влияние на жаропрочность эле-

ментов, образующих интерметаллидные соединения типа Ni_3Nb , $\text{Ni}_3(\text{Al}, \text{Ti})$, $\text{Ni}_3(\text{Al}, \text{Ta})$, $\text{Ni}_3(\text{Al}, \text{Ti}, \text{Nb})$ и т. д. невозможно.

Из вышеизложенного видно, что модели, полученные классическими методами регрессионного анализа, даже если они по статистическим характеристикам являются значимыми, мало пригодны для целей прогнозирования свойства [5, 6].

Следующий метод, использованный для получения математической зависимости — метод группового учета аргументов (МГУА), который при осуществлении некоторых модификаций и адаптации, позволяет строить математические модели, оптимальные по критерию краткосрочного прогноза значений жаропрочности для новых сплавов.

Алгоритмы МГУА являются чрезвычайно помехоустойчивыми — при соотношении помеха/сигнал $\theta = 20-30\%$ алгоритмы позволяют получить точную физическую модель; не теряют работоспособности вплоть до соотношения $\theta = 300-400\%$. В этой области алгоритм находит модели для краткосрочного прогнозирования; и только при отношении помеха/сигнал, большем 400%, алгоритмы МГУА полностью теряют свою пригодность для моделирования [3].

Схема применения алгоритма МГУА с использованием частных описаний квадратичного типа и критерием селекции

$$\bar{\epsilon}_k^2 = \frac{1}{N_{\text{пр}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{пр}}} (Y_i - Y_{ki})^2$$

следующая:

Шаг 1. Из множества выходов $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ выбираются пары аргументов (X_i, X_j) , и составляются частные описания вида

$$Y_k^{(1)} = \varphi(X_i, X_j), i \neq j, i, j = 1, \dots, N$$

при этом используют частные описания квадратичного типа:

$$Y_k^{(1)} = a_0 + a_i X_i + a_j X_j + a_{ij} X_i X_j + a_{ii} X_i^2 + a_{jj} X_j^2.$$

Число частных описаний 1-го ряда равно $M = n(n-1)/2$.

Шаг 2. Используя метод наименьших квадратов (МНК) для каждого описания находятся по обучающей выборке оценки неизвестных коэффициентов $\hat{a}_0, \hat{a}_i, \hat{a}_j, \hat{a}_{ij}, \hat{a}_{ii}, \hat{a}_{jj}$.

Шаг 3. По критерию минимума $\bar{\varepsilon}^2$ на проверочной последовательности отбирается F_1 лучших F_1 моделей, т. е. реализуется процедура селекции. Выходы этих моделей служат аргументами-входами для конструирования моделей второго ряда.

Шаг 4. Находится

$$\bar{\varepsilon}^2(0) = \min_k \bar{\varepsilon}_k^2(0).$$

Заключительный этап. Двигаясь таким образом и делая последовательную замену переменных, вычисляются выражения для искомой модели в исходном пространстве описаний. Далее на проверочной выборке для каждой из этих моделей находится оценка

$$\bar{\varepsilon}_s^2 = \frac{1}{N_{\text{пров}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{пров}}} \left(Y(k) - \hat{Y}_k^{(s)} \right)^2.$$

(где $Y(k)$ — действительное выходное значение в k -й точке проверочной выборки; $\hat{Y}_k^{(s)}$ — выходное значение в k -й точке проверочной выборки в соответствии с s -й моделью) и определяем F лучших моделей [3].

При помощи модуля Excel ToolBox исходный массив информации (база данных по никелевым сплавам с монокристаллической структурой) был интегрирован с MatLab 6, в котором проводился ряд экспериментов по генерации моделей методом МГУА, в итоге получены следующие результаты:

• модель № 1

$$y = 1.80e-01 * x_1 + 8.75e-02 * x_3 * x_6 + 5.77e-02 * x_3 * x_5 + 2.06e+0 * x_9 + 1.05e-2 * x_3 * x_4 - 8.27e-03 * x_2 * x_3 - 6.56e-02 * x_8; \text{ при значении критерия} = 1.99e+01;$$

• модель № 2

$$y = 9.89e-02 * x_1 + 7.82e-02 * x_1 * x_9 + 3.55e-02 * x_3 * x_6 + 3.89e-2 * x_3 * x_5 + 1.49e+0 * x_9 + 7.58e-02 * x_3 * x_4 + 4.37e-03 * x_8 + 5.74e+0 * x_7; \text{ при значении критерия} = 1.68e+02;$$

• модель № 3

$$y = 1.39e-01 * x_1 + 3.26e-02 * x_1 * x_9 + 5.08e-02 * x_3 * x_5 + 1.62e-02 * x_2 * x_3 - 1.32e-02 * x_8 + 4.18e-03 * x_3 * x_4 - 8.41e+0 * x_9 + 6.72e+0 * x_7; \text{ при значении критерия} = 1.69474e+02;$$

где $x_1 = \text{C}$; $x_2 = \text{Cr}$; $x_3 = \text{Ni}$; $x_4 = \text{Co}$; $x_5 = \text{Mo}$; $x_6 = \text{W}$; $x_7 = \text{Ti}$; $x_8 = \text{Al}$; $x_9 = \text{B}$.

Модели, построенные по алгоритмам МГУА, по своим прогнозирующим свойствам значительно превосходят регрессионные модели в силу того, что по этим алгоритмам автоматически (за счет применения критерия

внешнего дополнения) отбираются аргументы (факторы), наиболее информативные для данного объекта моделирования. При проверке моделей на реальных сплавах модели, полученные по МГУА, предсказывают свойство с ошибкой 6–10%, в то время как регрессионные модели допускают ошибку порядка 20%.

С целью подтверждения результатов полученных предыдущим методом был использован метод, который состоит в использовании многомерных ортогональных нормированных сплайнов (МОНС), соответствующих модели «искусственного нейрона» [6, 7]. МОНС представляет собой поверхность, образованную суперпозицией взаимно перпендикулярных одномерных сплайнов — графиков сложных функций в виде совокупности склеенных участков кривых дуг специальной формы. Данным методом были получены следующие модели:

• модель № 1

$$y = 1.74e-01 * x_1 + 7.5e-02 * x_3 * x_6 + 3.85e-1.7 * x_3 * x_5 + 1.09e+0 * x_9 + 1.05e-3.4 * x_3 * x_4 - 8.27e-5 * x_2 * x_3 - 6.56e-02 * x_8; \text{ при значении ошибки} = 2.06e+01;$$

• модель № 2

$$y = 11e-02 * x_1 + 5.45e-02 * x_1 * x_9 + 4.5e-1.75 * x_3 * x_6 + 4.3e-2 * x_3 * x_5 + 1.49e+0 * x_9 + 7.58e-5 * x_3 * x_4 + 6.01e-0.3 * x_8 + 5.74e+0 * x_7; \text{ при значении ошибки} = 1.5e+02;$$

• модель № 3

$$y = 3.57e-03 * x_1 + 3.76e-0.78 * x_1 * x_9 + 3.78e-2 * x_3 * x_5 + 2.83e-3.25 * x_2 * x_3 - 1.32e-02 * x_8 + 4.18e-03 * x_3 * x_4 - 8.41e+0 * x_9 + 6.72e+0 * x_7; \text{ при значении ошибки} = 1.4e+02;$$

где $x_1 = \text{C}$; $x_2 = \text{Cr}$; $x_3 = \text{Ni}$; $x_4 = \text{Co}$; $x_5 = \text{Mo}$; $x_6 = \text{W}$; $x_7 = \text{Ti}$; $x_8 = \text{Al}$; $x_9 = \text{B}$.

Переход от полученных моделей к составам производился с применением метода эллипсоидной оптимизации Левенберга-Маркара.

На основе предлагаемого математического аппарата в MatLab 6.0 разработано программное обеспечение для автоматизированного проектирования для синтеза ЖС. Структура системы автоматизированного проектирования для синтеза жаропрочных сплавов представлена на рис. 4.

Таким образом, с помощью предлагаемой методики и разработанного программного обеспечения были получены новые составы сплавов, обладающие высоким уровнем жаропрочных свойств, и был синтезирован новый никелевый жаропрочный сплав УГАТУ-5.

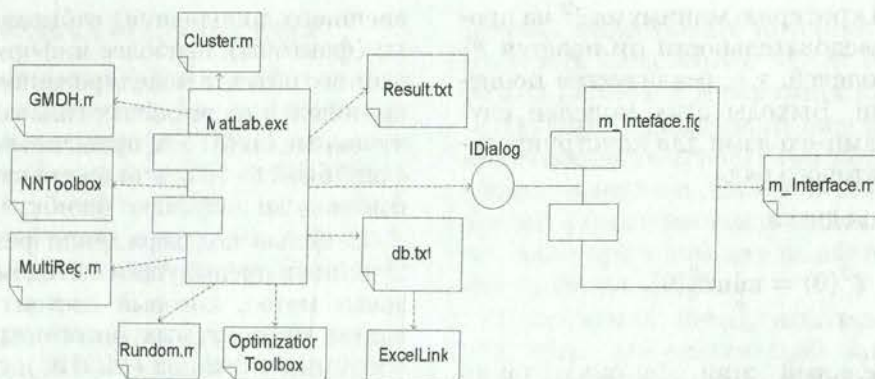


Рис. 4. Структура САПР для синтеза ЖС

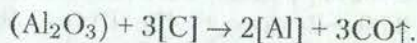
Исследовались литейные свойства, кратковременная прочность и пластичность при нормальной и высоких температурах и длительная прочность и пластичность синтезированного сплава. Выплавку заготовок сплава УГАТУ-5 производили из чистых металлов в вакуумной индукционной плавильной печи УШФ-3М с электрокорундовым тиглем, из которых затем методом переплава отливались образцы для механических испытаний; параллельно изготавливали аналогичные образцы из серийного сплава ЖС32. Для получения сопоставимых результатов обеспечивалось постоянство химического состава шихты, условий плавки, заливки, охлаждения отливок, а также изготовления и испытания образцов. Результаты экспериментов подвергали математико-статистической обработке с целью определения доверительного интервала и исключения грубых ошибок.

Отливку образцов и заготовок деталей «Лопатка ТВД ГТД АЛ-31Ф» производили в изготовленные по выплавляемым моделям оболочковые формы на основе электрокорунда. С целью обеспечения регламентированной аксиальной кристаллографической ориентации (КГО) [001] в нижней части форм выполняли конический стартер с затравочной полостью. В затравочную полость устанавливали затравку — цилиндры из сплава Ni-W (67% Ni и 33% W), имеющие заданную аксиальную КГО.

Переплав мерных заготовок сплавов, заливку форм и кристаллизацию проводили на установке для высокоскоростной направленной кристаллизации УВНК-8П. После расплавления заготовок и проведения высокотемпературной обработки расплава (ВТОР) при температуре 1740–1760°C в течение 20 мин температуру металла снижали до 1540–1560°C и заливали формы при оста-

точном давлении 8·10² мм рт. ст. Залитые формы для обеспечения направленного теплоотвода и стабилизации температуры на фронте кристаллизации погружали со скоростью 10 мм/мин в жидкометаллический кристаллизатор (алюминий А5) с температурой 700°C. Далее залитые формы извлекали из кристаллизатора, термостатировали при температуре 1280–1300°C в течение 10 мин и охлаждали вместе с печью.

Отлитые изделия подвергали контролю методами, предусмотренными в серийном производстве: контролю структуры, проверке геометрии, рентгенопросвечиванию, люминесцентному контролю и цветной дефектоскопии. По результатам контроля качества отливок из сплава УГАТУ-5 можем заключить, что исследуемый сплав в производственных условиях при литье по выплавляемым моделям технологичнее серийного сплава ЖС32. С футеровкой и формой из электрокорунда взаимодействия сплава УГАТУ-5 не наблюдается, что объясняется, по-видимому, малым содержанием углерода в сплаве УГАТУ-5 и отсутствием восстановительных реакций типа



Оптимальное легирование сплава УГАТУ-5 обеспечивает сужение интервала кристаллизации ($\Delta T_{\text{кр}} = 41^\circ\text{C}$ против $\Delta T_{\text{кр}} = 67^\circ\text{C}$ для сплава ЖС32) из-за меньшего содержания Mo и C, увеличивающих $\Delta T_{\text{кр}}$ за счёт снижения температуры солидус, и большего содержания Re и Ta, значительно повышающих температуру солидус. Кроме того, Ta (по данным Р. Е. Шалина и др.) блокирует струйную ликвацию, вызывающую искажение конфигурации дендритов и образование посторонних кристаллов при направленной кристаллизации и таким образом повышает технологичность.

Это подтверждается тем, что при одинаковых параметрах технологического процесса сплав УГАТУ-5 имеет более совершенное дендритное строение (см. рис. 5) и более равномерное распределение дисперсных частиц γ -фазы (см. рис. 6), чем серийный сплав ЖС32, а в его структуре отсутствуют заметные выделения частиц карбидных фаз, вызывающих отклонение от регламентированной кристаллической макроструктуры при направленной кристаллизации (см. рис. 5).

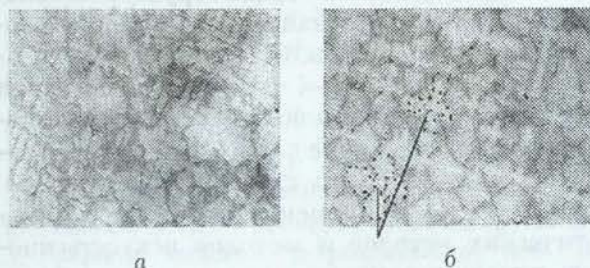


Рис. 5. Макроструктура сплавов ЖС32 (а) и УГАТУ-4 (б), $\times 50$

Меньшее содержание С, Мо и W препятствует образованию дисперсных частиц карбидов, увеличивающих вязкость расплава, а большие содержания Re, Та и Сг увеличивают скрытую теплоту кристаллизации и теплоемкость расплава. Это должно обеспечить лучшие литейные и физико-механические свойства сплава УГАТУ-5, по сравнению с серийным сплавом ЖС32.

Повышение степени легированности сплава УГАТУ-5 Та и Re (по данным С. З. Бокштейна и др.) способствует резкому снижению диффузионной подвижности ЛЭ при высоких температурах, что приводит к значительному упрочнению γ -твердого раствора и стабилизации γ -фазы. Кроме того, упрочнение никелевого ЖС выделениями дисперсных частиц γ -фазы на основе Al, Ti, Та и Nb (УГАТУ-5) приводит к сохранению высокой прочности до более высоких температур, чем упрочнение частицами γ -фазы на основе Al, Та и Nb (ЖС32). Низкое содержание С и, соответственно, отсутствие частиц карбидных фаз, являющихся концентраторами напряжений (см. рис. 6), делает сплав УГАТУ-5 более пластичным и менее склонным к преждевременному разрушению, а также повышает термическую стабильность, что должно особенно проявляться на больших базах испытаний. Это подтверждается исследованиями механических свойств сплавов путем испытаний на растяжение согласно ГОСТ 1497-84 и ГОСТ 9651-84 при

температурах 20°C и 1000°C, и на длительную прочность и пластичность при температуре 1000°C согласно ГОСТ 10145-81. В результате сравнения свойств сплавов ЖС32 и УГАТУ-5 можем заключить, что при температуре 20°C свойства сплава УГАТУ-5 близки свойствам сплава ЖС32, а при высоких температурах испытания (1000°C) разупрочнение сплава УГАТУ-5 происходит более медленно, и в результате его прочностные показатели превосходят серийный сплав по длительной прочности на 30–50% и на 30–40% — по пластичности.

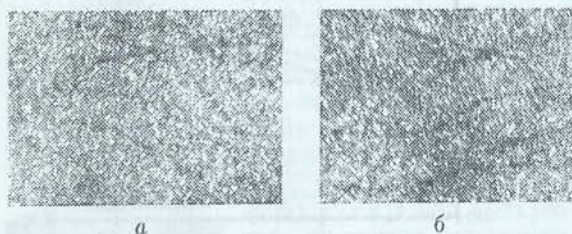


Рис. 6. Микроструктура сплавов ЖС32 (а) и УГАТУ-5 (б), $\times 500$

Литейные свойства сплавов исследовали в вакууме по оболочковой форме объемом 175 см³, изготовленной по модели, полученной запрессовкой модельной массы в малую комплексную пробку: линейную усадку — по усадке прутка в вертикальном канале пробки; условно-истинную жидкотекучесть — по длине заполнения U-образного канала; трещинопоражаемость — по величине суммарной ширины трещин на всех участках торможения в пробке; объемы усадочных пороков — на конусных образцах, получаемых в воронке пробки.

Установлено, что свободная линейная усадка и трещинопоражаемость сплава УГАТУ-5 меньше, чем у сплава ЖС32 (см. рис. 7, 8). С ростом перегрева над ликвидусом происходит увеличение трещинопоражаемости ЖС (см. рис. 8), при этом у сплава УГАТУ-5 эта тенденция выражена больше, чем у сплава ЖС32. Условно-истинная жидкотекучесть сплава УГАТУ-5 примерно соответствует жидкотекучести сплава ЖС32 (см. рис. 9), причем при величине перегрева над ликвидусом порядка 150°C жидкотекучесть сплава УГАТУ-5 имеет более высокие значения, чем у сплава ЖС32.

Для общей суммы усадочных пороков не удалось установить четкой зависимости от перегрева. Суммарные объемы усадочных пороков исследованных сплавов примерно равны ($V_{\text{ус.дуст.}} = 4,34\%$ для сплава УГАТУ-5 и

4,37% для сплава ЖС32). С увеличением перегрева относительный размер концентрированной раковины у исследованных ЖС увеличивается, а относительная доля усадочных пор уменьшается. Во всем интервале перегрева наибольший объем раковин имеет сплав УГАТУ-5, а наименьший — ЖС32. По объему усадочных пор сплав ЖС32 превосходит сплав УГАТУ-5. Такое соотношение объемов раковин, концентрированных и усадочных пор объясняется, по-видимому, меньшей величиной интервала кристаллизации сплава УГАТУ-5 по сравнению со сплавом ЖС32.



Рис. 7. Зависимость линейной усадки сплавов от перегрева над температурой ликвидус



Рис. 8. Зависимость трещинопоражаемости сплавов от перегрева над температурой ликвидус



Рис. 9. Зависимость условно-истинной жидкотекучести сплавов от перегрева над температурой ликвидус

С учётом того, что предлагаемый сплав обладает также высокой технологичностью,

никелевый сплав УГАТУ-5 может быть рекомендован для литья турбинных лопаток ГТД с рабочей температурой до 1000–1050°C методом высокоскоростной направленной кристаллизации.

ВЫВОДЫ

Таким образом, предлагаемая новая методика проектирования литейных никелевых жаропрочных сплавов для получения отливок с монокристаллической структурой, основанная на использовании априорной информации о составах и свойствах известных сплавов, позволяет в 3–4 раза сократить сроки создания многокомпонентных сплавов, экономить расходование дорогостоящих материалов и значительно снизить трудозатраты. Комплексное применение различных математических методов и методов искусственного интеллекта позволяет получать наиболее адекватные математические зависимости вида «состав-свойство», прогнозировать жаропрочность и получать новые составы сплавов [3]. Автоматизированное проектирование сплавов позволяет существенно ускорить процесс разработки новых материалов, сделать его менее затратным, избегая многократного проведения опытов.

С помощью указанной методики разработаны новые составы сплавов, обладающие высоким уровнем жаропрочных и литейных свойств.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Симс, Ч. Т. Суперсплавы II: Жаропрочные материалы для аэрокосмических и промышленных энергоустановок / Ч. Т. Симс, Н. С. Столофф, У. К. Хагель; пер. с англ. В 2 кн. Кн. 2; под ред. Р. Е. Шалина. М.: Металлургия, 1995. 384 с.
2. Ивахненко, А. Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. М.: Радио и связь, 1987. 120 с.
3. Вишняков, А. С. Реализация принципов объектно-ориентированного программирования при моделировании алгоритмов метода группового учета аргументов / А. С. Вишняков // Принятие решений в условиях неопределённости: межвуз. науч. сб. Уфа: УГАТУ, 2004. С. 110–116.
4. Нургаянова, О. С. Применение регрессионного анализа к построению зависимостей «состав-свойство» / О. С. Нургаянова, А. А. Гансеев // Компьютерное моделирование – 2005: матер. 6-й междунар. конф. 2005.

5. **Nurgayanova, O.S.** An experiments design system for superalloys synthesis / O.S.Nurgayanova, D.V.Popov, A.A.Ganeev // Proc. of the 5th Int. Workshop on Computer Science and Information Technologies CSIT'2003. Ufa, Russia. 2003. Vol. 2.
6. **Нургаянова, О. С.** Нейросетевой подход к прогнозированию жаропрочности литейных никелевых сплавов / О. С. Нургаянова, А. А. Ганеев // Искусственный интеллект в XXI веке. Пенза, 2004.
7. **Ганеев, А. А.** Подходы к автоматизации проектирования новых литейных жаропрочных никелевых сплавов / А. А. Ганеев, О. С. Нургаянова // Вестник Алтайск. гос. техн. ун-та. 2005. № 3–4.
8. **Пустовгаров, Ю. Л.** Применение метода статистического моделирования для синтеза сплавов / Ю. Л. Пустовгаров, О. С. Нургаянова // Литейные процессы : межрег. науч. сб. Магнитогорск, 2005. Вып. 5.
9. **Ганеев, А. А.** Сравнение прогнозирующих свойств моделей регрессионного типа и МГУА при проектировании никелевых сплавов / А. А. Ганеев, О. С. Нургаянова // Мавлютовские чтения : сб. тр. Т. 5. Уфа :

УГАТУ, 2006.

ОБ АВТОРАХ



Нургаянова Ольга Сергеевна, асс. той же каф. Дипл. инж. по прогр. обеспеч. выч. техники и автоматиз. систем. Канд. техн. наук по САПР (УГАТУ, 2006). Иссл. в обл. искус. интеллекта, автоматизир. проектир. сплавов.



Ганеев Альмир Амирович, проф., зав. каф. машин и технол. литейн. производства. Дипл. инж. по металлургии цветн. металлов (УПИ, 1963). Д-р техн. наук по металл. и литейн. произв. (защ. в УрГТУ-УПИ, Екб., 2000). Иссл. в обл. металл. и синтеза жаропрочн. сплавов.