

В данной работе проведены исследования влияния огнеупорных наполнителей  $1K_2O_{10}2$ ,  $2K_2O_{10}2$ ,  $2K_2O_{10}16$  на формирование прочности, газотворности и газопроницаемости. Было установлено, что параметры огнеупорного наполнителя оказывают существенное влияние на протекание смоляного процесса в литейных стержнях. При очистке кварцевых песков от легкоплавких примесей, глинистой составляющей, мелкодисперсной фракции происходит рост прочности на 23–53 % и газопроницаемости на 4–5 % с снижением газотворности на 12–31 %. В виду этого подбор кварцевых огнеупорных наполнителей для песчано-смоляных смесей является важной составляющей формирования необходимых свойств литейных стержней.

#### Литература

1. Жуковский, С. С. Холоднотвердеющие связующие и смеси для литейных стержней и форм: справочник / С. С. Жуковский. – М. : Машиностроение, 2010. – 256 с.
2. Кукуй, Д. М. Теория и технология литейного производства : в 2 ч. / Д. М. Кукуй, В. А. Скворцов, Н. В. Андрианов. – Минск : Новое знание ; М. : ИНФРА-М, 2011. – Ч. 1. Формовочные материалы и смеси. – 406 с.

## ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ НЕЙРОСЕТОВОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ТЕХНОЛОГИЧНОСТИ ОТЛИВКИ

И. В. Предчанко

*Учреждение образования «Гомельский государственный технический университет имени П.О. Сухого», Республика Беларусь*

Научный руководитель И. Б. Одарченко

Решение задач по проектированию и оптимизации литейных технологий связано с необходимостью оценки технологичности отливок. Оценка технологичности основывается на определении в первую очередь геометрической сложности отливок и на практике проводится с использованием экспертного подхода. Вместе с тем современный аппарат математического моделирования и подходы, заложенные в CAD, CAM, CAE продуктах, создают возможность для комплексной разработки литейной технологии с применением автоматизированного процесса оценки геометрической сложности. В основе реализации такой возможности выступают современные программные продукты, позволяющие производить оценку геометрических параметров трехмерных моделей. При этом вопрос о возможности создания алгоритма компьютеризированной оценки сложности не решен в полной мере. В настоящее время отсутствует универсальная система признаков, характеризующих критериальные связи между параметрами геометрической сложности и технологичностью отливки, а также производственно-технологическими критериями их изготовления. Соответственно требуется разработка классификационной системы (кластеризация отливок), связывающей конструктивные особенности (признаки) отливок и необходимые технологические параметры процесса их производства. Это позволит перейти к универсальной системе признаков, способных охарактеризовать требования к технологии изготовления любой отливки. Очевидно, что геометрическая сложность коррелирует с затратами на обеспечение качества, трудоемкостью и ресурсоемкостью процессов получения отливок [1]. Поэтому предлагаемая кластеризация отливок, при ее создании, с минимальными затратами может быть доработана и использована в качестве основы в системах оценки себестоимости отливок и экономической эффективности процессов их производства.

Одним из методов быстрой оценки геометрической сложности отливок является параметрическое калькулирование. В основе параметрического калькулирования лежит предположение, что между технологической сложностью (или себестоимостью) и параметрами (конструктивными, технологическими или эксплуатационными) изделий существует зависимость, которую можно объективно определить количественно.

При решении задач кластеризации, отличающихся открытым множеством возможных классов, может быть использован интеллектуальный подход, который называется «кластеризацией с помощью самоорганизующихся нейронных сетей». Суть этого подхода состоит в том, что нейрон с вектором веса, наиболее близким к вектору входа, выигрывает конкуренцию в борьбе за этот вектор. Последующий рекуррентный алгоритм приведет к тому, что, когда на вход сети поступит достаточно большое количество векторов, каждая группа близких из них окажется связанной только с одним из нейронов слоя.

Подобная кластерная система позволяет разбиение отливок на однородные группы (кластеры или классы) [2]. Если данные выборки представить как точки в признаковом пространстве, то задача кластеризации сводится к определению «сгущений точек» (рис. 1).

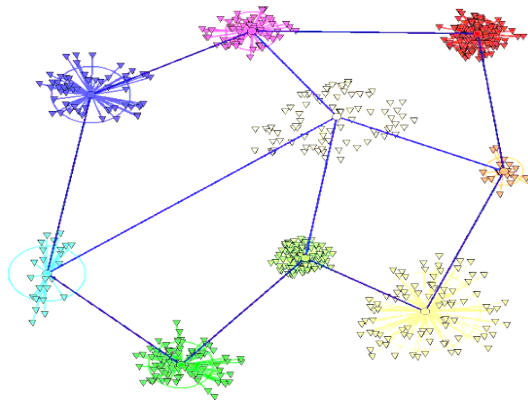


Рис. 1. Метаструктура кластеризованного блока диапазона записей базы данных

В искусственных нейронных сетях под понятием *кластер* понимается подмножество «близких друг к другу» объектов из множества векторов-характеристик. Следовательно, кластер можно охарактеризовать как группу объектов, имеющих общие свойства.

Кластеризация данных включает в себя следующие этапы:

а) *выделение характеристик*. Для начала необходимо выбрать свойства, которые характеризуют наши объекты, ими могут быть количественные характеристики, качественные характеристики и т. д.;

б) *определение метрики*. Следующим этапом кластеризации является выбор метрики, по которой мы будем определять близость объектов. Метрика выбирается в зависимости от пространства, в котором расположены объекты и неявных характеристик кластеров.

Результаты кластеризации должны быть представлены в удобном для обработки виде, чтобы осуществить оценку качества кластеризации. Обычно используется один из следующих способов: представление кластеров центроидами; представление кластеров набором характерных точек; представление кластеров их ограничениями.

Достоинство кластерного анализа состоит в том, что он работает даже в том случае, если данных мало и не выполняются требования нормальности распределений случайных величин и другие требования классических методов статистического анализа.

Технология нейросетевого моделирования может быть адаптирована к условиям конкретной автоматической формовочной линии. В этом случае, при наличии накопленной базы данных по технологическим параметрам, можно проводить не только оценку технологичности, но также выполнять точное прогнозирование себестоимости и связанных технико-экономических показателей производства, а в общем случае определять рациональность производства конкретной отливки на определенной автоматической линии, исходя из актуальных макроэкономических параметров. Пример структуры базы параметров отливок представлен на рис. 2.

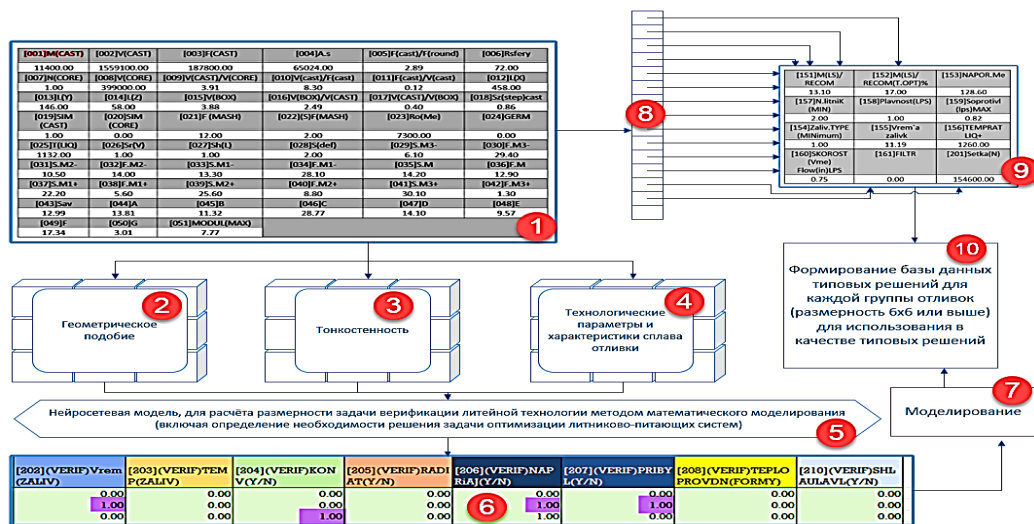


Рис. 2. Структура базы параметров отливок

Нейросетевая кластеризация обеспечивает генерацию матрицы групп отливок в количестве  $6 \times 6$  (36 индивидуальных групп отливок по комплексной технологической сложности), матрицы  $3 \times 3$  (9 индивидуальных групп отливок по технологической идентичности) и матрицы  $6 \times 6$  (по геометрическому подобию) (рис. 3).

При кластеризации отливок нейронная сеть обучается по важнейшим параметрам технологии, таким как характеристики 3D-модели геометрии отливки, особенностям заполнения формы расплавом, требованиям к качеству изготовления и допускаемым дефектам. В процессе обучения выделяют особенности, отличающие отливки друг от друга, которые составляют информационную базу для принятия решений о назначении отливок соответствующим классам. Информация о каждой отливке представлена в виде вектора конструктивных и технологических характеристик, которые наиболее достоверно соответствуют требованиям моделирования нейронной сети.

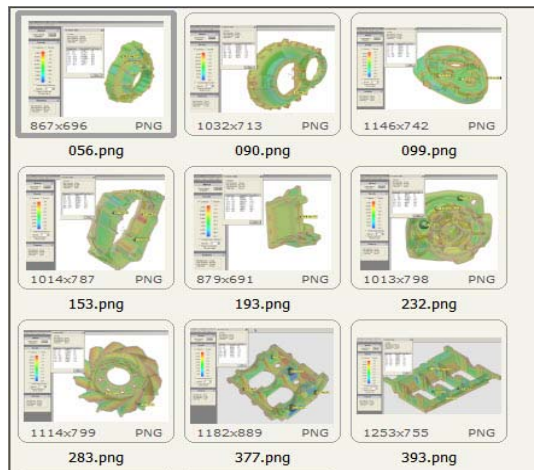


Рис. 3. Иллюстрация подгруппы отливок по конструктивной идентичности

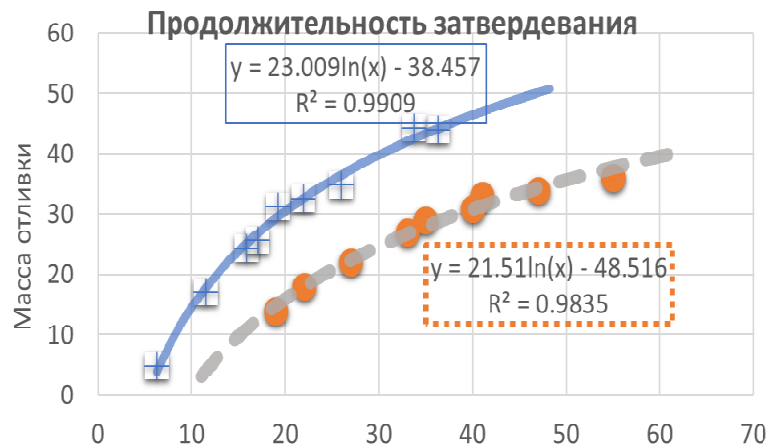


Рис. 4. Регрессионный анализ продолжительности затвердевания группы отливок одного кластера в зависимости от массы отливки

На рис. 4 представлен график регрессионного анализа зависимости продолжительности затвердевания (результаты моделирования) двух кластеризованных групп из базы данных отливок. Анализ графика показывает высокую степень точности прогностических зависимостей в пределах одного кластера отливок.

#### Литература

1. Одарченко, И. Б. Интеграция нейросетевых моделей в процессы технологической подготовки производства отливок / И. Б. Одарченко, В. А. Жаранов, И. Н. Прусенко // Литье и металлургия. – 2018. – № 4 (93). – С. 45–49.
2. Прусенко, И. Н. Применение средств компьютерного анализа в классификации сложности отливок / И. Н. Прусенко, В. А. Жаранов // Исследования и разработки в области машиностроения, энергетики и управления : материалы XX Междунар. науч.-техн. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых. – Гомель : ГГТУ им. П. О. Сухого, 2020. – С. 107–110.