

ФОРМИРОВАНИЕ МОДЕЛИ БАЗЫ ЗНАНИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПРОЕКТИРОВАНИЯ ЧУГУНА С ВЕРМИКУЛЯРНЫМ ГРАФИТОМ

Клочкова К.В., Петрович С.В., Юсупов Л.Р.

*Набережночелнинский институт (филиал) ФГАОУ ВПО Казанский (Приволжский) федеральный университет,
423810, г. Набережные Челны, пр. Мира, 68/19.*

e-mail: l2linar@mail.ru

поступила в редакцию 14 октября 2014 года

Аннотация

В данной статье описана структура и принцип работы базы знаний интеллектуальной системы проектирования чугуна с вермикулярным графитом, а также обоснование выбора ее элементов. Предложено использование генетического алгоритма для решения задач оптимизации на разных этапах.

Ключевые слова: база знаний, база прецедентов, база правил, нейронная сеть, генетический алгоритм.

Введение. Одним из способов повышения конкурентоспособности отечественного машиностроения является повышение технических и эксплуатационных характеристик изготавливаемых машин и оборудования. В связи с тем, что в настоящее время почти половину деталей машин изготавливают из чугунных отливок [1], появляется необходимость разработки новых марок чугунов с более высокими физико-механическими и технологическими свойствами. Сочетание достаточно высоких механических свойств и повышенной теплопроводности делает чугун с вермикулярным графитом (ЧВГ) перспективным материалом для отливок, работающих в условиях термоциклирования при значительном перепаде температур и испытывающих большие термические нагрузки, например, в дизелестроении, в производстве деталей металлургического оборудования и т.д.

При производстве ЧВГ очень важно точно контролировать химический состав (на всех этапах производства), процессы литья и охлаждения, выбор способов модифицирования и непосредственно самих модификаторов и других параметров технологического процесса. Так как все эти параметры оказывают непосредственное влияние на структуру сформированной матрицы, что в свою очередь оказывает прямое воздействие на свойства, приходится проводить большое количество трудоемких и затратных экспериментальных исследований, чтобы спрогнозировать свойства конечных изделий.

Следовательно, выявив зависимости свойств чугуна от концентрации химических элементов, возможно определение зависимостей данных свойств от исходных концентраций.

В настоящее время в машиностроительном производстве свойства конечных изделий определяются по контрольным образцам, полученным из соответствующей серии партии деталей. Существующие методики в полной мере не позволяют прогнозировать свойства деталей в зависимости от технологической структуры обработки, химического состава и исходной структуры материалов, а также проектировать технологии обработки в зависимости от требуемых эксплуатационных свойств деталей в автоматизированном режиме.

Определение оптимального состава и свойств материала требует проведения большого количества экспериментальных исследований, приводящих к удорожанию производства. Как правило, в таких системах из-за большого количества условий и параметров сложно математически описать зависимости между входными и выходными данными. В этой связи, создание автоматизированных систем с применением элементов искусственного интеллекта при прогнозировании свойств материала на основе входной информации с возможностью

адаптации и самообучения системы при изменении входных параметров и критериев оценки является актуальной задачей.

В связи с этим разработка интеллектуальной системы проектирования перспективных материалов с прогнозируемыми свойствами и технологий их обработки позволит снизить трудоемкость и количество экспериментальных исследований, повысит достоверность прогнозирования эксплуатационных свойств материалов, что в конечном итоге положительно отразится на качестве и себестоимости изготавливаемых деталей.

Системы используются совместно с базами знаний как возможные модели поведения экспертов в определенный момент технологического процесса в режиме реального времени с использованием процедур логического вывода и принятия решений.

База знаний формируется на основе совокупности фактов и правил логического вывода в выбранной предметной области деятельности.

При практической реализации внедрения распределенных систем возникает задача, связанная с проектированием и описанием объединенных в единую систему разнородных узлов. Применение элементов искусственного элемента, а также элементов генетического алгоритма, позволит увеличить скорость реакции системы на изменение исходных данных.

Основная часть. Ядром интеллектуальной системы прогнозирования свойств и определения оптимального состава чугуна с вермикулярным графитом является база знаний. Она содержит структурированную информацию, охватывающую ту область знаний, которая необходима для решения поставленной задачи. База знаний содержат в себе не только фактическую информацию, но и правила вывода, допускающие автоматические умозаключения о вновь вводимых фактах и, как следствие, осмысленную обработку информации [2]. Так же она выполняет функцию хранения, сжатия, быстрого доступа и записи всех данных, участвующих в процессе обмена информации в интеллектуальной системе.

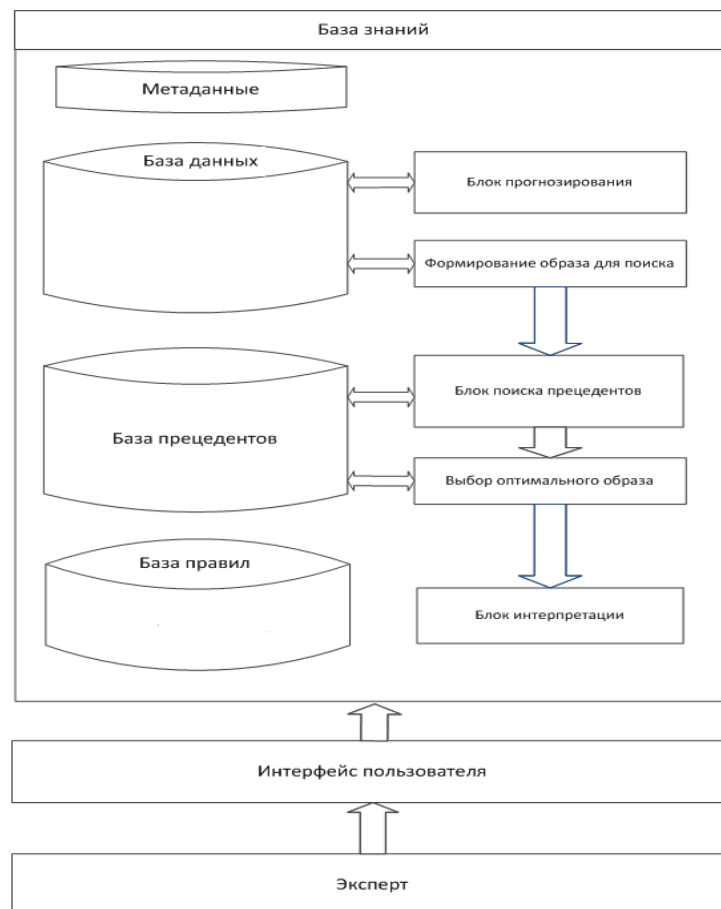


Рисунок 1. – Структурная модель базы знаний интеллектуальной системы.

База знаний должна представлять собой единое пространство данных, требуемое для обмена информацией в рамках всей интеллектуальной системы.

База знаний, в отличие от «общеизвестного» способа организации [3, 4], включает в себя метаданные, базу данных (БД), базу прецедентов и базу правил. Функциональная часть базы знаний представлена блоком формирования образа для поиска прецедента, блоком поиска прецедентов, блоком выбора оптимального образа, блоком интерпретации и блоком прогнозирования (рисунок 1).

База данных. Представлена в виде реляционной структуры хранения данных. Содержит информацию для обеспечения работы всей интеллектуальной системы. Включается в себя следующие данные:

- данные об отливках;
- результаты экспериментальных исследований;
- данные о модификаторах;
- параметры технологических процессов;
- данные о составе шихты;
- результаты спектрального и термического анализ;
- структуры данных, для хранения моделей каскадных нейронных сетей.

База прецедентов имеет слойно-кластерную структуру [5] (рисунок 2). Данные базы прецедентов используются для поиска вариантов данных с аналогичными характеристиками.

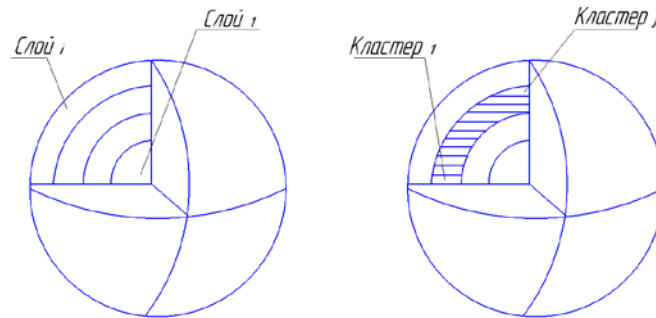


Рисунок 2. – Распределение n-мерного пространства образов решения на слои и кластеры.

Прецедент представляет собой массив данных, которые описывают уже имеющиеся объекты и процессы. Структура базы прецедентов определяется структурой прецедента, который в свою очередь зависит от поставленной задачи. Например, для задачи прогнозирования физико-механических свойств на этапе выдержки сплава в печи, прецедент будет иметь следующую структуру:

$$\Pi_i = S_j, M, V, L, G, I_m, Q, T_p, T_o, HB, \sigma_b, D, \quad (1)$$

где Π_i – прецедент, с номером элементов I ; S_j – химический состав, с номерами элементов j ; M – масса; V – вид отливки; L – толщина стенок; G – способ модификации; I_m – модификатор; Q – способ литья; T_p – температура выдержки; T_o – температура охлаждения; HB – твердость; σ_b – длительная прочность; D – марка полученного чугуна.

Для работы базы прецедентов необходимо разработать правила по которым происходит поиск прецедента. Если значения параметров, заданные пользователем не найдены, то ищутся прецеденты, наиболее близкие данным, введенным пользователем. Результаты, полученные в ходе работы интеллектуальной системы, хранятся в БД. Если прецедент не найден, исходные данные переходят в модуль прогнозирования.

База правил. Содержит правила моделирования и корректировки операций технологического процесса представленных с помощью продукционной модели представления знаний.

В общем случае продукционная модель имеет следующий вид:[6]

$$(i): Q; P; A \rightarrow B; N, \quad (2)$$

где i – имя продукции (id); Q – сфера применения продукции (к какому из блоков относятся правила); P – условие применения продукции; $A \rightarrow B$ – ядро продукции (Если ... То ...); N – постусловия продукции (действие или неформальное объяснение).

Метаданные. Представляет собой данные о данных. Служат главным образом для поиска информации в базе знаний.

Обмен информацией между модулями интеллектуальной системы ведется через протокол передачи данных. По запросу оператора система управления базой данных генерирует необходимые исходные данные локальной задачи.

Работа модуля прогнозирования основана на использовании каскадной (гибридной) нейронной сети (рисунок 3).

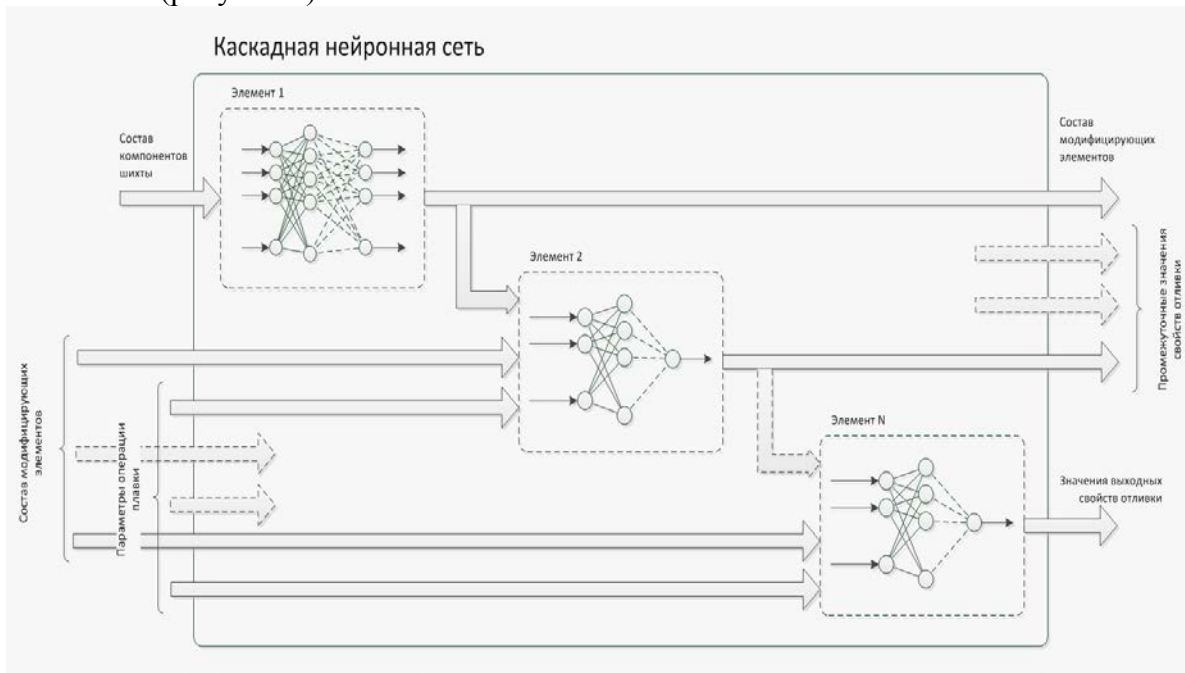


Рисунок 3. – Структура каскадной нейронной сети.

Результатом вычислительно-логических операций базы знаний в конечном итоге является решение этой локальной задачи.

Формирование образа для поиска. При работе с интеллектуальной системой у оператора должна быть возможность ввести данные о виде изделия, химическом составе и о параметрах технологического процесса. В зависимости от введенных данных и решаемой задачи (нахождение оптимального состава, прогнозирование свойств, составление технологического процесса и т.д.) происходит обращение в базу данных за необходимой информацией. Правила обращения в базу данных, при составлении образа для поиска, имеют следующую логическую цепочку: «Если оператор ввел вид изделия, химический состав и указал, что хочет спрогнозировать механические свойства, то необходимо обратиться в БД за информацией о массе и толщине стенки данного изделия».

Поиск схожего образа по базе прецедентов. Система должна проверить, не производились ли ранее подобные запросы (проводились эксперименты), с указанными параметрами. Этот процесс выполняется при поиске в базе прецедентов образа идентичного составленному. Если системе не удалось найти идентичный образ, то должна быть возможность поиска схожих образов. Правила поиска схожих образов должны иметь следующую логическую цепочку рассуждений: «Если системе не удалось найти идентичные прецеденты, то следует произвести поиск схожих прецедентов, а именно: попытаться найти такие прецеденты, которые наиболее соответствуют указанным параметрам».

Выбор оптимального образа. Если системе удалось найти несколько образов решения, необходимо выбрать наиболее оптимальное из них. Критериями оптимальности могут быть показатели качества, себестоимость, степень схожести найденного решения и т.д.

В случае отсутствия идентичных или подобных образов в базе прецедентов, предусмотрено обращение системой в *модуль прогнозирования*. Данный модуль, с помощью каскадной нейронной сети, производит моделирование процессов, при которых достигаются введенные оператором значения параметров. С помощью базы правил определяются возможные содержания модификаторов (недостающих химических элементов), в зависимости от выбранного технологического процесса. Зная диапазон варьирования химических элементов, но не зная их точную концентрацию, можно предположить довольно много вариантов сочетаний концентрации этих элементов. Так как данная задача является слишком громоздкой необходимо ее оптимизировать. Для решения задач оптимизации применяется генетический алгоритм (рисунок 4).

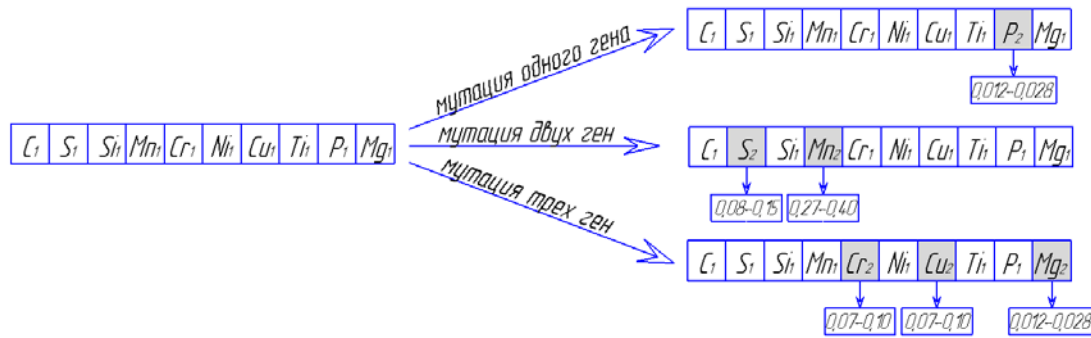


Рисунок 4. – Одна из операций генетического алгоритма (мутация) при прогнозировании.

Решение задач оптимизации предполагает:

- выбор рациональных параметров технологических процессов на разных стадиях обработки;
- выбор оптимального образа в базе прецедентов;
- нахождение оптимального химического состава по требуемым физико-механическим свойствам.

Например: среди спрогнозированных решений выбирается наиболее оптимальное по показателю качества (3) и стоимости материалов. Показателем качества (ПК) отливок может быть соотношение между относительной прочностью и относительной твердостью, что в итоге будет является одним из параметров фитнес функции [7] в генетическом алгоритме:

$$ПК = \frac{\sigma_s}{HB} \frac{465 - 270S_s}{100,6 - 80S_s} \quad (3)$$

Качество чугуна тем выше, чем больше прочность при данной степени эвтектичности. Качество чугуна считается выше, чем больше его прочность и меньше твердость [8].

По результатам моделирования, составляется технологический процесс.

Блок интерпретации. Предназначен для объяснения найденного решения в виде прецедента с последующем выводом на интерфейс эксперта.

Интерфейс эксперта. Оптимальное решение, найденное системой, выдается на интерфейс оператора (эксперта). Оператор проверяет полученное решение и в случае необходимости может произвести корректировку введенных данных, или же произвести перепостановку задачи. Например: «Интеллектуальная система, по требованию оператора, спрогнозировала свойства полученного изделия, в зависимости от введенного химического состава. Далее оператор поставил задачу составить технологический процесс, для изготовления данного изделия, с учетом введенных им данных о химическом составе и полученного прогноза о свойствах изделия».

Заключение. В работе предложены следующие решения для реализации базы знаний системы проектирования ЧВГ:

1. База знаний включает в себя метаданные, базу данных, базу прецедентов и базу правил. Функциональная часть базы знаний представлена блоком формирования образа для поиска

прецедента, блоком поиска прецедентов, блоком выбора оптимального образа, блоком интерпретации и блоком прогнозирования.

2. База прецедентов имеет слойно-кластерную структуру. Применение такой структуры ускорит процесс поиска прецедентов, так как подготовленные данные структурируются по различным принципам, в зависимости от решаемой задачи.

3. База правил содержит правила моделирования и корректировки операций технологического процесса представленных с помощью продукционной модели представления знаний.

4. Работа модуля прогнозирования основана на использовании каскадной (гибридной) нейронной сети.

5. Для решения задач оптимизации (выбор рациональных параметров технологических процессов на разных стадиях обработки, выбор оптимального образа в базе прецедентов, нахождение оптимального химического состава по требуемым физико-механическим свойства) применяется генетический алгоритм.

Список литературы

- 1) Андреев В.В. Особенности формирования литой структуры высокопрочных чугунов и разработка эффективных технологий изготовления отливок с высокими параметрами эксплуатационных свойств. // Диссертация на соискание ученой степени д.т.н. М.: 2012. 4 с.
- 2) Фраерман А.И. Экспертная система по базе знаний предметной области технологий микро- и наносистем. М.: 2012. 1 с.
- 3) Интернет-ресурс: Структура систем искусственного интеллекта. <http://www.itstan.ru/it-i-is/struktura-i-tipu-sii.html> (Дата обращения: 04.08.2014).
- 4) Потапов М.В. Интеллектуальные информационные системы. // Учебно-методические материалы. Воскресенск. 2013. 43 с.
- 5) Симонова Л.А., Костюк И.В. Формирование базы знаний системы инструментообеспечения // Кузнечно-штамповочное производство. Обработка металлов давлением. 2009. №8. С.22-28.
- 6) Интернет-ресурс: A component-based approach: rule-based expert system module. <http://www.swsys.ru/index.php?page=article&id=2556&lang=en> (Дата обращения: 08.07.2014).
- 7) Попов А.А. Применение генетических алгоритмов для решения задач оптимизации в экономике. М.: 2009. 3 с.
- 8) Кудрявцев И.В. Материалы в машиностроении Выбор и применение. Т.IV. М.: 1989. 70 с.