

УДК 004.9

СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА СЛОЖНОГО ТЕХНИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА НА ОСНОВЕ АГЕНТНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

А. И. ЗАГИТОВА¹, Н. В. КОНДРАТЬЕВА², С. С. ВАЛЕЕВ³

¹zagitova92@gmail.com, ²knv24@mail.ru, ³vss2000@mail.ru

ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет» (УГАТУ)

Поступила в редакцию 22.05.2018

Аннотация. Разработка системы поддержки жизненного цикла, обеспечивающей обмен информацией в единой информационной среде на протяжении всего жизненного цикла сложного технического объекта, является актуальной. Рассматривается задача управления потоками информации, генерируемыми в процессе реализации различных этапов жизненного цикла сложного технического объекта, например, авиационного газотурбинного двигателя, на основе интеллектуальных агентов. Использование агентных технологий позволяет повысить эффективность процедур обмена информацией, сократить временные затраты за счет синхронизации процедур обмена актуальной информацией в мультиагентной системе.

Ключевые слова: жизненный цикл; авиационный газотурбинный двигатель; многоагентная система; нейросетевая аппроксимация; сложный технический объект.

ВВЕДЕНИЕ

Период разработки и эксплуатации сложного технического объекта, например системы управления авиационным двигателем, от этапа формирования технического задания до этапа утилизации, называется его жизненным циклом (ЖЦ) [1–3]. В ходе реализации процессов жизненного цикла сложного технического объекта генерируется, передается, хранится и обрабатывается большой объем разнородной информации [4–7]. При этом обработка всей этой информации связана не только с автоматизацией, но и с необходимостью синхронизации взаимодействия участников жизненного цикла: разработчиков, испытателей и др.

Жизненный цикл авиационного двигателя (ЖЦ АД) включает в себя этапы проектирования, производства, технической эксплуатации и утилизации [7].

На рис. 1 представлена обобщенная информационная модель обмена данными на различных этапах жизненного цикла авиаци-

онного газотурбинного двигателя (ГТД). Техническое задание на ГТД разрабатывается на основе технического задания на летательный аппарат. На этапе проектирования разрабатывается пакет технических документов, детализирующий конструкцию ГТД и его агрегатов, и процесс их производства [2]. При обнаружении несоответствий опытные образцы отправляются на доработку, и этот этап жизненного цикла ГТД может длиться до 10 лет. Следующим этапом ЖЦ ГТД являются сертификационные испытания перед запуском двигателя в серийное производство [5]. На этапе эксплуатации ГТД на летательном аппарате происходит износ агрегатов, и при достижении определенного предела износа ГТД утилизируется, либо отправляется на конверсию, т.е. для использования в наземных газотурбинных энергетических установках [3].

Использование интеллектуальных технологий на основе нейронных сетей, мультиагентных технологий для решения

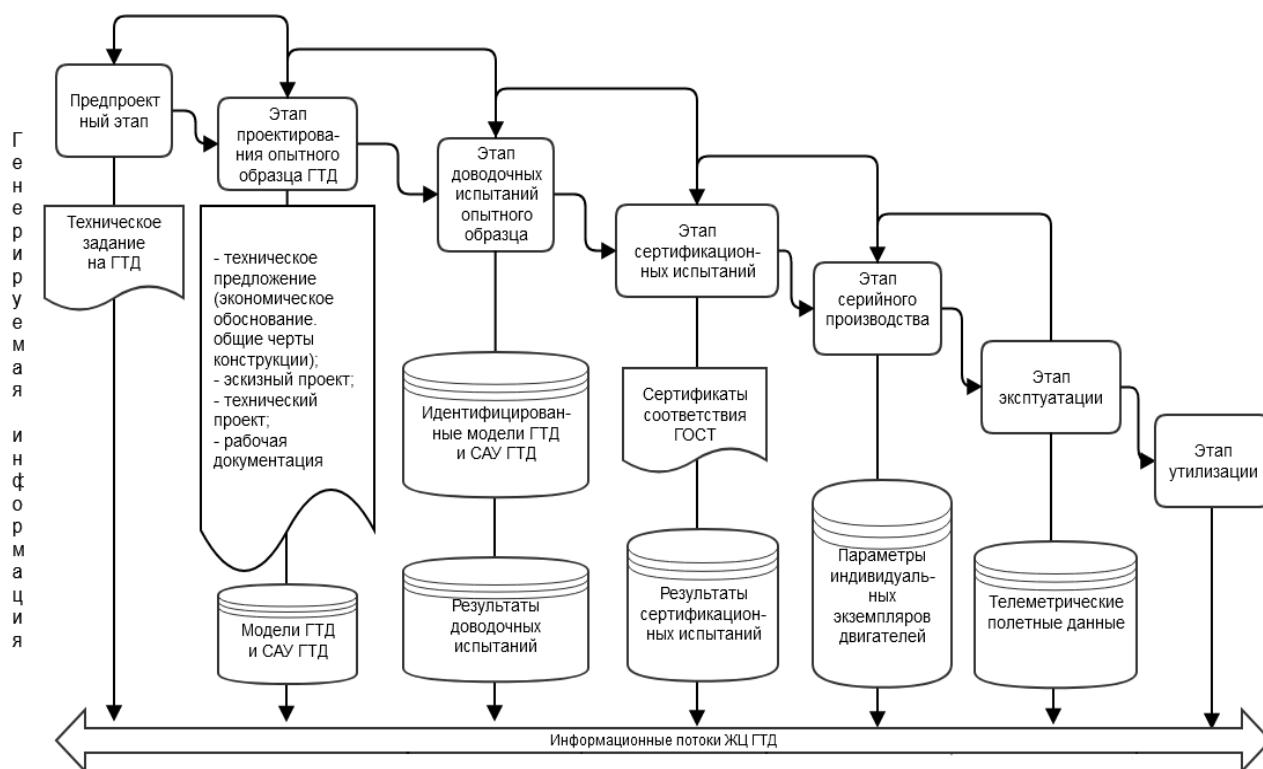


Рис. 1. Схема жизненного цикла газотурбинного двигателя

различных задач поддержки жизненного цикла авиационного двигателя является одним из перспективных средств их решения [3, 4, 6, 9].

МНОГОАГЕНТНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ЖЦ ГТД

В процессе реализации жизненного цикла авиационного двигателя участвуют множество различных предприятий, такие как конструкторские бюро, летные исследовательские центры, машиностроительные предприятия, аэропорты и др. На различных этапах ЖЦ применяются различные информационные системы автоматизации, в частности, системы автоматизированного проектирования (САПР, CAD), автоматизированные системы производства (CAM, ERP), автоматизированные системы управления технологическим процессом (SCADA), системы управления базами данных о выпускаемой продукции и др.

Однако в настоящее время отсутствуют системы, обеспечивающие обмен информацией и информационную поддержку принятия решений в единой информационной среде

на протяжении всего жизненного цикла ГТД, что не позволяет решать задачи синхронизации взаимодействующих систем и участников поддержки жизненного цикла.

Поскольку информационные потоки, генерируемые на этапах ЖЦ ГТД, характеризуются высокой степенью неоднородности по типу информации, асинхронности и недетерминированности по различным параметрам, управление ими в условиях неопределенности требует использования решений, обладающих достаточной автономностью и адаптивностью.

Одной из технологий, позволяющей решать эти задачи, являются многоагентные системы на основе интеллектуальных агентов. Как известно, агент – это аппаратная или программная сущность, способная действовать в интересах достижения целей, поставленных перед ним владельцем и/или пользователем. Система, в которой несколько агентов могут общаться один с другим, осуществлять обмен текущей информацией, взаимодействовать между собой, называется многоагентной системой (МАС).

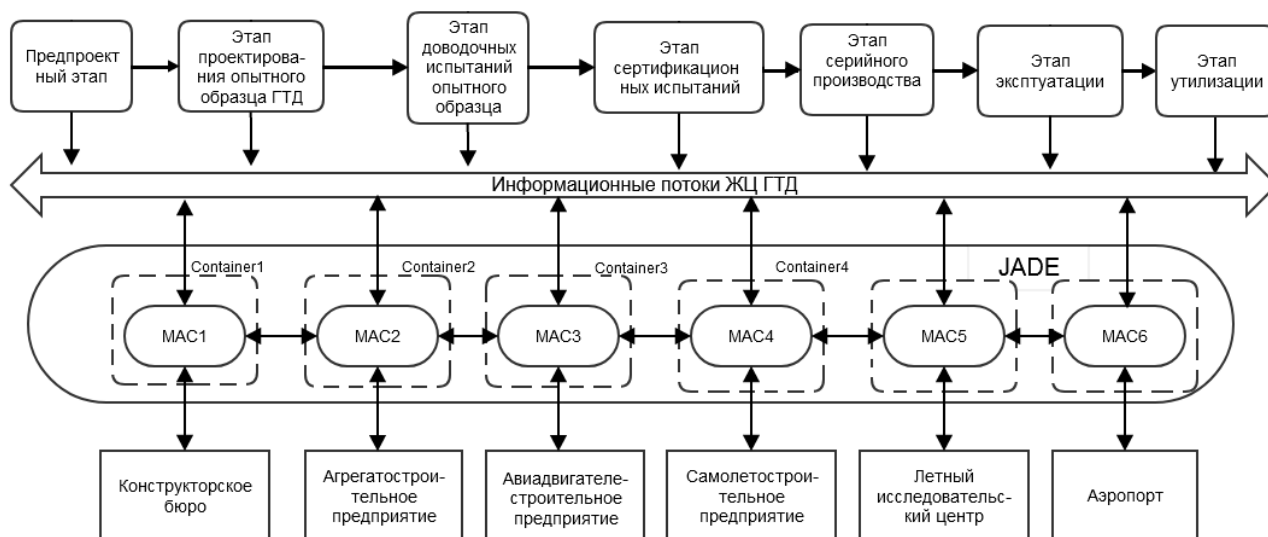


Рис. 2. Архитектура многоагентной системы поддержки ЖЦ ГТД

Системы поддержки ЖЦ ГТД, построенные на основе агентов, позволяют охватить весь жизненный цикл изделия, поскольку основаны на идее модульного подхода, кооперации и способны обеспечить интеллектуальную обработку информации, генерируемой в ходе ЖЦ, обеспечивают автономное принятие решений согласно целям, установленным лицами, принимающими решения, и обмен этой информацией между различными предприятиями и их структурными подразделениями в унифицированном виде.

Для автоматизации информационного обмена в рамках ЖЦ на основе агентных технологий необходимо обеспечить объединение всех вычислительных ресурсов и хранилищ информации в распределенную вычислительную сеть и развертывание на этой сети многоагентной платформы, например, JADE (Java Agent Development Framework). Многоагентная платформа JADE позволяет поддерживать информационное взаимодействие агентов с помощью обмена сообщениями, которые могут содержать информацию в числовом, знаковом виде или в виде объектов Java. Обмен сообщениями выполняется на специализированном языке ACL между контейнерами, установленными на различных вычислительных устройствах, задействованных в процессе реализации ЖЦ ГТД [8–11].

На рис. 2 представлена обобщенная архитектура многоагентной системы поддержки ЖЦ ГТД. На каждом из предприятий, участвующих в ЖЦ создания сложного тех-

нического объекта, должна быть развернута многоагентная система, заключенная в контейнер JADE. Эта система поддерживает обработку и актуализацию информации, генерируемой на данном предприятии, и при необходимости обеспечивает доступ к информации для других агентов системы, в том числе и из других предприятий, при выполнении условия наличия достаточных прав доступа.

Рассмотрим далее прототип многоагентной системы для автоматизации процедуры принятия решения по выбору метода формирования массива обучающей выборки для эффективного решения задачи нейросетевой аппроксимации характеристик компрессора ГТД, заданных в табличном виде.

ГИБРИДНЫЙ МЕТОД АППРОКСИМАЦИИ ХАРАКТЕРИСТИКИ КОМПРЕССОРА ГТД

Решение задачи аппроксимации характеристик компрессора ГТД на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) при использовании в качестве обучающей выборки только табличных данных, с помощью которых задаются характеристики компрессора, имеет низкое качество аппроксимации. Причиной этого является небольшой объем обучающей выборки данных, представляющих собой значения параметров работы компрессора, полученные в результате стендовых или полунатурных испытаний.

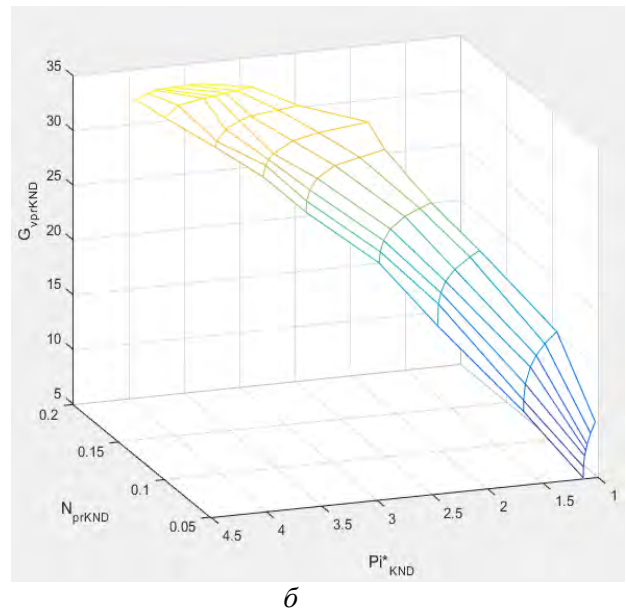
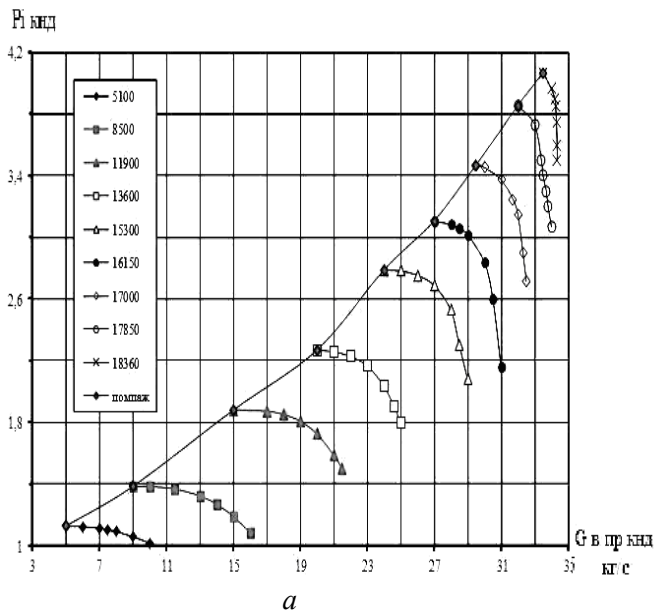


Рис. 3. Напорные ветки и поверхность характеристики КНД по экспериментальным данным

Временные и материальные затраты на проведение стендовых и летных испытаний опытных образцов двигателя или его агрегатов весьма значительны, поэтому объем экспериментальных данных на ранних этапах проектирования ГТД не может быть произвольно увеличен.

Расширение обучающей выборки для ИНС возможно за счет интерполяции экспериментальных данных для получения приближенных промежуточных значений параметров работы компрессора.

Рассмотрим задачу интерполяции характеристики компрессора низкого давления, которая является функцией двух переменных:

$$G_{в пр КНД} = f(\pi_{КНД}^* ; n_{пр КНД}),$$

где $G_{в пр КНД}$ – приведенный расход воздуха через КНД, $n_{пр КНД}$ – приведенная частота вращения КНД, $\pi_{КНД}^*$ – степень повышения давления воздуха в каскаде низкого давления. Значения функции заданы набором экспериментально полученных данных, заданных для удобства в приведенных координатах.

На рис. 3, а и 3, б соответственно представлены напорные ветки характеристики компрессора низкого давления (КНД) и поверхность, построенная по экспериментальным данным.

Данная функция используется в математической модели двухвального турборе-

активного газотурбинного авиационного двигателя на режимах от минимальной до максимальной тяги.

Для решения задачи нейросетевой аппроксимации характеристики КНД использовался двухслойный персептрон с 9 нейронами в скрытом слое, обученный на наборе из 63 точек экспериментальных данных с использованием алгоритма обучения Левенберга–Марквардта. В результате обучения среднее отклонение от целевых значений в точках обучающей выборки составило 1,6% от среднего значения выходной переменной. Однако в промежуточных между заданными напорными ветками областях качество аппроксимации было недостаточное, среднее отклонение в процентах составило почти 14%, а максимальное – 72%.

На рис. 4 представлена поверхность, построенная по результатам вычислений обученной на экспериментальных данных нейронной сети с шагом, равным 100 по переменной $n_{пр КНД}$.

Предлагается следующая методика расширения обучающей выборки для ИНС.

На первом этапе с помощью линейной интерполяции по переменным $G_{в пр КНД}$ и $\pi_{КНД}^*$ были построены промежуточные напорные ветки с шагом, равным 100 по переменной $n_{пр КНД}$ между каждыми двумя соседними экспериментально заданными напорными ветками характеристики КНД.

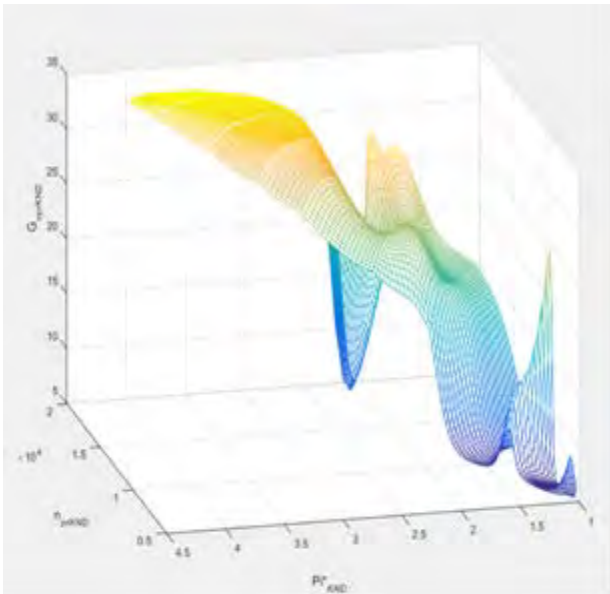


Рис. 4. Поверхность характеристики КНД по результатам вычислений обученной ИНС

Таким образом, поверхность была разбита на 8 участков, ограниченных заданными напорными ветками. На втором этапе расширения обучающей выборки на каждом из участков была применена полиномиальная аппроксимация с использованием функций *polyfit* и *polyval* пакета математи-

ческого моделирования Matlab. Порядок полинома в промежутке от 1 до 6 для каждого участка поверхности был подобран таким образом, чтобы обеспечить заданную точность аппроксимации. Точность аппроксимации измерялась в процентном соотношении отклонения результатов полиномиальной аппроксимации и результатов кусочно-линейной интерполяции.

На рис. 5, *а* представлена поверхность характеристики КНД, полученная на основе полиномиальной интерполяции, на рис.5, *б* – поверхность характеристики КНД, полученная на основе интерполяции кубическими сплайнами.

Интерполяция кубическими сплайнами обеспечивает большую точность по сравнению с полиномиальной аппроксимацией, однако требует хранения всех координат точек, полученных в результате интерполяции. Для восстановления результатов полиномиальной аппроксимации с любым шагом по переменным $G_{в пр КНД}$ и $\pi_{КНД}^*$ требуется хранение в памяти вычислителя только массива коэффициентов аппроксимирующих полиномов.

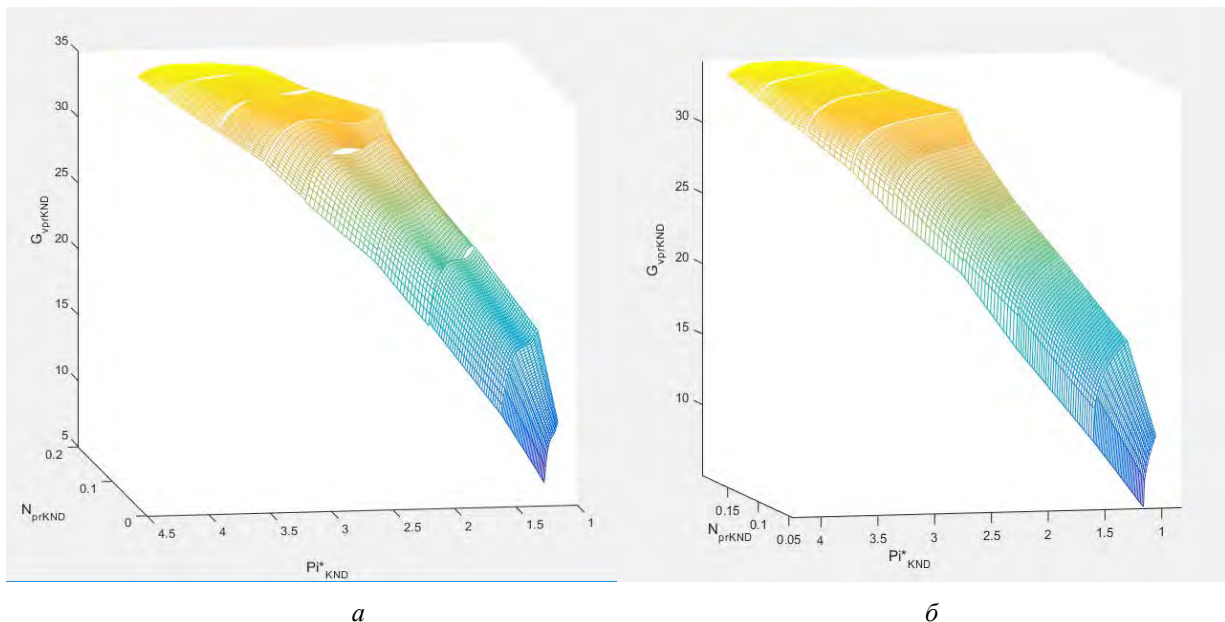


Рис. 5. Результаты полиномиальной интерполяции экспериментальной характеристики КНД и интерполяции кубическими сплайнами

В ходе вычислительного эксперимента были получены 2 расширенные обучающие выборки на основе интерполяции кубическими сплайнами и интерполяции полиномами, состоящие каждая из 5653 точек.

Выбранная структура ИНС представляет собой двухслойный перцептрон, с 9 нейронами в скрытом слое. В качестве алгоритма обучения был использован алгоритм Левенберга–Марквардта. Нейронная сеть обучалась последовательно на каждом из 8 участков поверхности характеристики КНД.

В результате обучения была достигнута точность аппроксимации, составляющая в среднем 0,025% от средней величины выходной переменной $G_{в \text{ пр кнд}}$ для интерполяции сплайнами и 0,0353% для полиномиальной аппроксимации.

Рассмотренная методика реализации нейросетевой аппроксимации характеристик компрессора ГТД может быть использована в рамках многоагентной системы поддержки этапа проектирования и доводки моделей ГТД различной сложности и точности.

При проведении новых испытаний компрессора, корректирующих ранее полученные данные, необходимо вручную обновлять обучающую выборку для ИНС, переобучать ИНС и, возможно, корректировать ее структуру. Автоматизация этого процесса построения модели с помощью агентной системы предполагает передачу выполнения всех необходимых операций агентам JADE.

Рассматриваемая многоагентная система реализует автоматический выбор метода формирования обучающей выборки для нейросетевой аппроксимации характеристики компрессора в зависимости от доступных аппаратных ресурсов вычислительных устройств, на которых выполняется процедура моделирования ГТД.

Аппаратное и программное обеспечение каждого из вычислительных узлов сети накладывает свои ограничения на скорость вычисления и точность выполняемых на них имитационных моделей ГТД, его агрегатов и систем автоматического управления. Чтобы обеспечить приемлемые по скорости

и точности вычисления при моделировании в рамках жизненного цикла ГТД, необходимо учитывать все эти особенности реализации моделей.

В случае если доступная оперативная память устройства позволяет хранить большой объем данных, для формирования обучающей выборки для аппроксимирующей ИНС может быть использован метод интерполяции кубическими сплайнами, что дает более высокую точность моделирования характеристики КНД. В случае если объем доступной памяти не позволяет хранить необходимый массив данных, агент выбирает полиномиальную аппроксимацию для расширения обучающей выборки, поскольку в этом случае требуется хранение только коэффициентов интерполирующих полиномов.

Рассмотрим далее особенности архитектуры многоагентной системы решения задачи формирования обучающей выборки и выбора алгоритма аппроксимации характеристики компрессора ГТД, представленной на рис. 6.

После проведения испытаний агрегатов на стенде натурного или полунатурного моделирования, полученные данные сохраняются в базе данных агента Agent_BenchTestDB, реализующего интерфейс доступа агентов JADE к базе данных.

Агент Agent_DBChecker с заданной периодичностью обращается к базе данных, проверяя, обновились ли результаты испытаний некоторого агрегата (в данном случае компрессора).

При получении новых данных он отправляет их агенту Agent_Inteprolator, который выбирает и реализует метод формирования обучающей выборки на основе данных об аппаратных ресурсах вычислительного устройства, получаемых от агента Agent_HardwareChecker. Расширенная обучающая выборка отправляется агенту Agent_ANN, который реализует структуру ИНС и переобучает ее. Агент Agent_GTD реализует полноразмерную модель ГТД. Он передает агенту Agent_ANN входные данные – значения переменных $\pi^*_{\text{кнд}}$ и $n_{\text{пр кнд}}$, и получает результат нейросетевых вычислений – переменную $G_{в \text{ пр кнд}}$.

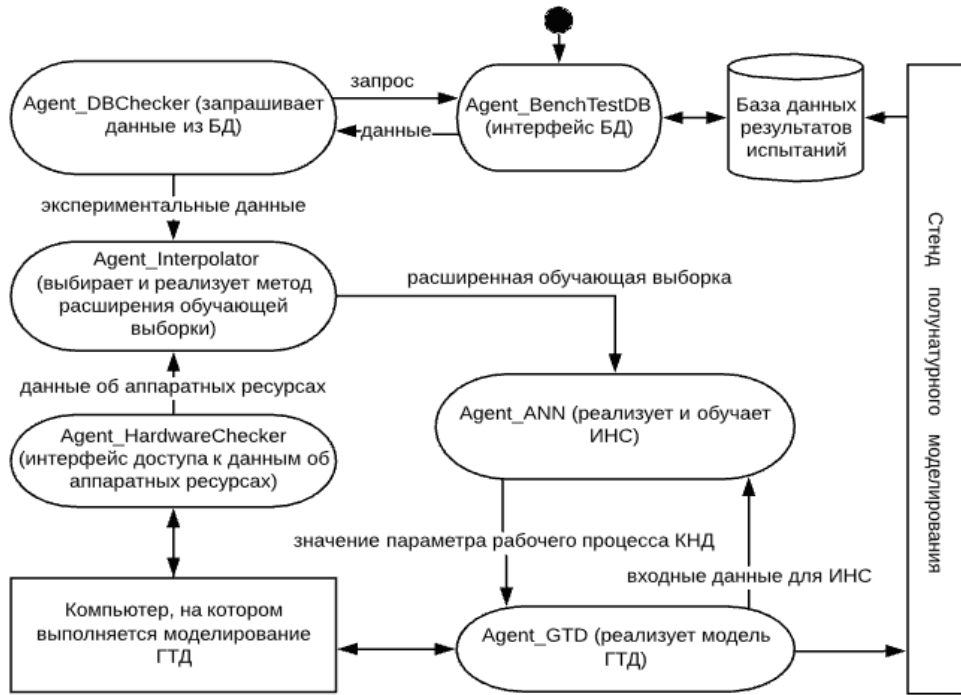


Рис. 6. Архитектура многоагентной адаптивной системы

На рис. 7 представлена диаграмма последовательности обмена данными между агентами МАС. Таким образом, предлагаемая архитектура многоагентной системы

позволяет осуществить выбор оптимальных по эффективности аппаратных и временных ресурсов для построения нейросетевой модели характеристик компрессора ГТД.

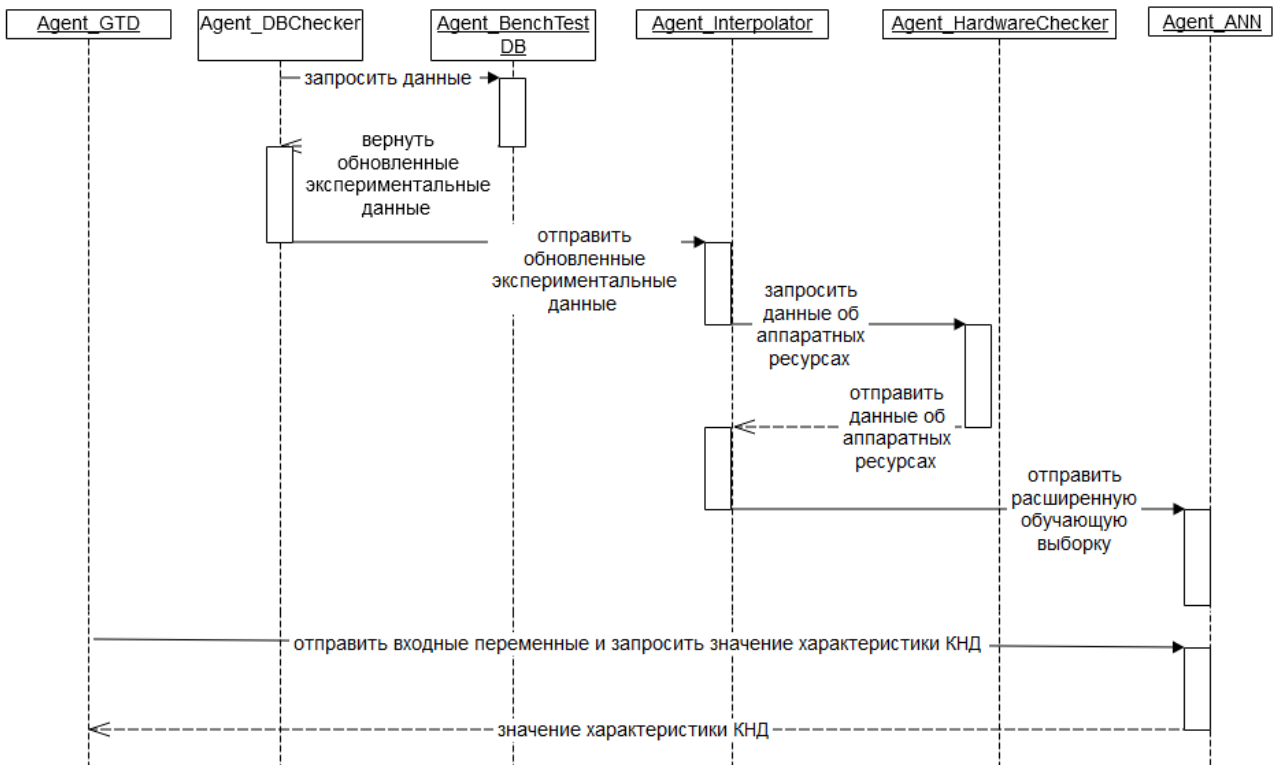


Рис. 7. Диаграмма последовательности обмена сообщениями между агентами в МАС

Подобная многоагентная система может применяться для реализации функций, построенных на основе экспериментальных данных для различных агрегатов ГТД и других подобных задач, возникающих в процессе ЖЦ ГТД.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для повышения эффективности обмена информацией и ее использования в ходе реализации процесса ЖЦ ГТД предложена обобщенная архитектура многоагентной системы поддержки жизненного цикла ГТД на базе интеллектуальных агентов. Рассмотрены особенности построения многоагентной системы решения задачи аппроксимации характеристик компрессора ГТД с учетом оптимизации затрат аппаратных и временных ресурсов, сокращения потери информации и в конечном итоге сокращения времени проектирования и ввода в эксплуатацию новых моделей авиационных газотурбинных двигателей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Куликов Г. Г., Ризванов К. А., Денисова С. С. Архитектура интегрированной информационной модели для разработки, производства и эксплуатации ГТД совместно с его системой автоматического управления, контроля и диагностики // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета им. академика С. П. Королева. Самара: СГАУ, 2009. № 3-1. С. 244–252. [G. G. Kulikov, K. A. Rizvanov and S. S. Denisova, "Architecture of the integrated information model for the design, production and exploitation of GTE with its automated control and diagnostics system", (in Russian), in *Vestnik SGAU*, no. 3-1, pp. 244-252, 2009.]
2. Кривошеев И. А., Иванова О. Н., Горюнов И. М. Методы получения и использования характеристик узлов ГТД при имитационном моделировании // Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. Уфа: УГАТУ, 2006. № 3. С. 127–135. [I. A. Krivosheev, O. N. Ivanova and I. M. Gorunov, "Methods of obtaining and usage of GTE's components performances in simulation modeling", (in Russian), in *Vestnik UGATU*, vol. 7, no. 3(16), pp. 127-135, 2006.]
3. Валеев С. С., Васильев В. И., Ильясов Б. Г. Отказоустойчивые системы управления сложными динамическими объектами с использованием искусственных нейронных сетей // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. М.: Радиотехника, 2000. № 1. С. 32. [S. S. Valeev, V. I. Vasilyev and B. G. Ilyasov, "Fault-tolerant neural-network systems of complex dynamic objects control", (in Russian), in *Neurocomputery: razrabotka, primeneniye*, no. 1, pp. 32, 2000.]
4. Васильев В. И., Валеев С. С. Нейросетевая аппроксимация модели ГТД на основе энтропийного подхода // Авиакосмическое приборостроение. 2005. № 11. С. 29–33. [S. S. Valeev, V. I. Vasilyev, "Neural network GTE model approximation on the base of entropy approach", (in Russian), in *Aviakosmicheskoe priborostroenie*, no. 11, pp. 29-33, 2005.]
5. Гишваров А. С., Кондратьева Н. В. Метод оптимизации ресурсных испытаний ГТД на основе имитационного моделирования жизненного цикла // Авиационная промышленность. 2003. № 3. С. 21–25. [A. S. Gishvarov, N. V. Kondratyeva, "Method of GTE resource testing optimization on the base of lifecycle simulation", (in Russian), in *Aviakosmicheskoe priborostroenie*, no. 3, pp. 21-25, 2003.]
6. Васильев В. И., Валеев С. С., Шилоносов А. А. К выбору структуры нейрорегулятора в системе управления динамическим объектом // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. М.: Радиотехника, 2001. № 4–5. С. 52. [V. I. Vasilyev, S. S. Valeev and A. A. Shilonosov, "On the choice of neurocontroller in the dynamic object control system", (in Russian), in *Neurocomputery: razrabotka, primeneniye*, no. 4(5), p.52, 2001.]
7. Кондратьева Н. В., Валеев С. С. Моделирование жизненного цикла сложного технического объекта на основе концепции больших данных // Математическое моделирование и информационные технологии: Сб. тр. 3-й Всеросс. конф. Екатеринбург, 2016. С. 216–223. [N. V. Kondratyeva, S. S. Valeev, "Simulation of complex technical object lifecycle on the base of Big Data conception", (in Russian), in *Matematicheskoe modelirovanie i informacionnye tehnologii*, pp. 216-223, 2016.]
8. Загитова А. И., Валеев С. С. Архитектура гетерогенной вычислительной системы для моделирования состояния сложного динамического объекта // Информационные технологии и интеллектуальная поддержка принятия решений (ITIDS'2017): сб. тр. Уфа, 2017. С. 52–56. [A. I. Zagitova, S. S. Valeev, "Architecture of heterogeneous computation system for complex technical object state simulation", (in Russian), in *Informacionnye tehnologii i intellektualnaya podderzhka prinyatiya resheniy* (ITIDS'2017), pp. 52-56, 2017.]
9. Валеев С. С., Загитова А. И. Построение имитационной модели сложного технического объекта с применением нейросетевых технологий // Естественные и технические науки, № 5(107). М.: Спутник+, 2017. С. 172–174. [S. S. Valeev, A. I. Zagitova, "Design of simulation model of complex technical object using neural network technology", (in Russian), in *Estestvennyye i tehnicheskie nauki*, no. 5(107), pp. 172-174, 2017.]
10. Валеев С. С., Масленников В. А., Ковтуненко А. С. Проектирование промежуточного программного обеспечения на основе агентно-ориентированных технологий для САУ сложными техническими объектами. Параллельные вычисления и задачи управления (PACO'2012): Сб. тр. конф. Уфа, 2012. С. 250–259. [S. S. Valeev, V. A. Maslennikov and A. S. Kovtunencko, "Design of the middleware on the base of agent-oriented technologies for complex control system for technical objects", (in Russian), in *Parallelnyye vychisleniya i zadachi upravleniya* (PACO'2012), vol. 3, pp. 250-259, 2012.]
11. Ковтуненко А. С., Валеев С. С., Масленников В. А. Многоагентная платформа распределенной обработки

данных реального времени // Естественные и технические науки. № 2 (64). М.: Спутник+. 2013. С. 311–313. [A. S. Kovtunenکو, S. S. Valeev and V. A. Maslennikov, "Multiagent platform for real-time distributed data processing", (in Russian), in *Estestvennyye I tehicheskie nauki*, no. 2(64), pp. 311-313, 2013.]

ОБ АВТОРАХ

ЗАГИТОВА Алина Ильгизовна, асп. каф. информатики. дипл. инженер (УГАТУ, 2014). Готовит дисс. в области интеллектуальных программных многоагентных систем.

КОНДРАТЬЕВА Наталья Владимировна, доц. каф. информатики, дипл. инженер (УГАТУ, 1998), канд. техн. наук (УГАТУ, 2004). Иссл. в обл. моделирования сложных технических и организационно-технических объектов.

ВАЛЕЕВ Сагит Сабитович, проф. каф. информатики, дипл. инженер (УАИ, 1970), д-р техн. наук по упр. в техн. системах (УГАТУ, 2005). Иссл. в обл. интеллект. систем упр. сложными техническими системами.

METADATA

Title: Lifecycle support system of the complex technical object on the base of agent technologies.

Authors: A. I. Zagitova¹, N. V. Kondratyeva², S. S. Valeev³

Affiliation:

Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russia

Email: ¹zagitova92@gmail.com, ²knv24@mail.ru, ³vss2000@mail.ru

Language: Russian.

Source: Vestnik UGATU (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 22, no. 2 (80), pp. 113-121, 2018. ISSN 2225-2789 (Online), ISSN 1992-6502 (Print).

Abstract: Development of a life cycle support system that provides information exchange within integrated information environment covering the whole life cycle of a complex technical object is relevant. The problem of managing information flows generated during the implementation of various stages of the life cycle of a complex technical object, for example, an aircraft gas turbine engine, based on intelligent agents, is considered. The use of agent technologies makes it possible to increase the efficiency of the exchange of information, decrease time expenses due to synchronization of information exchange in the multi-agent system.

Key words: lifecycle; gas-turbine aviation engine; multiagent lifecycle support system; neural network approximation.

About authors:

ZAGITOVA, Alina Ilgizovna, Postgrad. (PhD) Student, Dept. of Computer Science. Engineer (USATU, 2014).

KONRATYEVA, Natalya Vladimirovna, Associated Prof., Dept. of Computer Science, Engineer (USATU, 1998), PhD. (USATU, 2004).

VALEEV, Sagit Sabitovich, Prof., Dept. of Computer Science. Dipl. engineer (UAI, 1970). Dr. of Tech. Sci. (UGATU, 2005).