

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/342673454>

Технологии Искусственного интеллекта в задачах управления производством

Article · July 2019

CITATIONS

0

READS

2,094

2 authors:



[Ivan Nekrasov](#)

Russian Academy of Sciences

11 PUBLICATIONS 13 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



[Dmitry Lezhnin](#)

TECHNOLINK, Russia, Saint Petersburg

2 PUBLICATIONS 0 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Технологии Искусственного интеллекта в задачах управления производством

Естественная эволюция информационно-управляющих систем, применяемых в промышленной сфере, по мере роста алгоритмической и математической зрелости лежащих в их основе программных технологий привела на настоящем этапе к широкому встраиванию средств искусственного интеллекта в производственные информационные системы. В настоящем материале дан экспертный обзор от компании General Electric, находящейся в авангарде цифровой промышленной трансформации, современных промышленных программных решений, использующих сложные алгоритмы и технологии AI, с учетом их роли в производственной цепочке создания добавленной стоимости.

Задачи управления производством в последние годы значительно усложнились. При этом развитие информационных технологий позволяет достичь более высокого качества сбора и анализа производственной информации, что привело к повышению степени понимания производственных процессов и обоснованности принимаемых управленческих решений на всех уровнях. Расчетные процедуры, применяемые в современных автоматизированных управляющих системах, привлекают мощный математический аппарат, порой требующий значительных вычислительных ресурсов. В разные периоды развития применяемые на практике группы математических методов ассоциировались с той терминологией, которая имела наибольшую популярность в соответствующий период: оптимальное управление в 50-60-е годы XX века, кибернетика в 70-е, оптимизация производства и искусственный интеллект в 80-е, нейронные сети и data mining начиная с 90-х и продолжая в нулевые XXI века, экспертные

системы на границе веков. На текущем этапе широко популярен термин big data, обозначающий совокупность технологических и информационных возможностей, находящихся на стыке программных и аппаратных технологий; активно развивается направление машинного обучения (machine learning) [1], по сути являющееся развитием упомянутого выше нейросетевого подхода. В XXI веке направление систем искусственного интеллекта обрело новую жизнь [2], взяв за основу теоретическую базу, разработанную в 70-е, и дополнительно вобрав в себя наработки всех последующих этапов развития.

При этом объединение различных математических методов под каким-то одним термином носит довольно условный характер (в частности, многие методы можно отнести сразу к нескольким научным направлениям; некоторые направления являются составными и не представляют целостной области

к производственным задачам, для решения которых они применяются. Настоящая статья не претендует на полноту анализа, ее целью является сопоставление классификации задач управления производством и математических методов их решения.

Иерархия информационно-управляющих систем предприятия

Более 20 лет назад в индустриальной сфере сформировалась эталонная классификация информационно-управляющих систем (ИУС), разделяющая основные задачи по уровням принятия решений. Принцип деления основан на использовании результатов работы систем более низкого уровня в качестве входных данных для систем более высокого уровня с целью формирования многоуровневой иерархической структуры функций и используемых данных (рис. 1).



Рис. 1. Иерархия задач производственных ИУС

знаний с научной точки зрения – как, например, термин big data). По мнению авторов, используемые в управлении технологии требуют некоторой систематизации в привязке

Если анализировать взаимосвязь систем на основе принципа обратной связи, то данная структура представляет собой многосвязную замкнутую систему управления, в

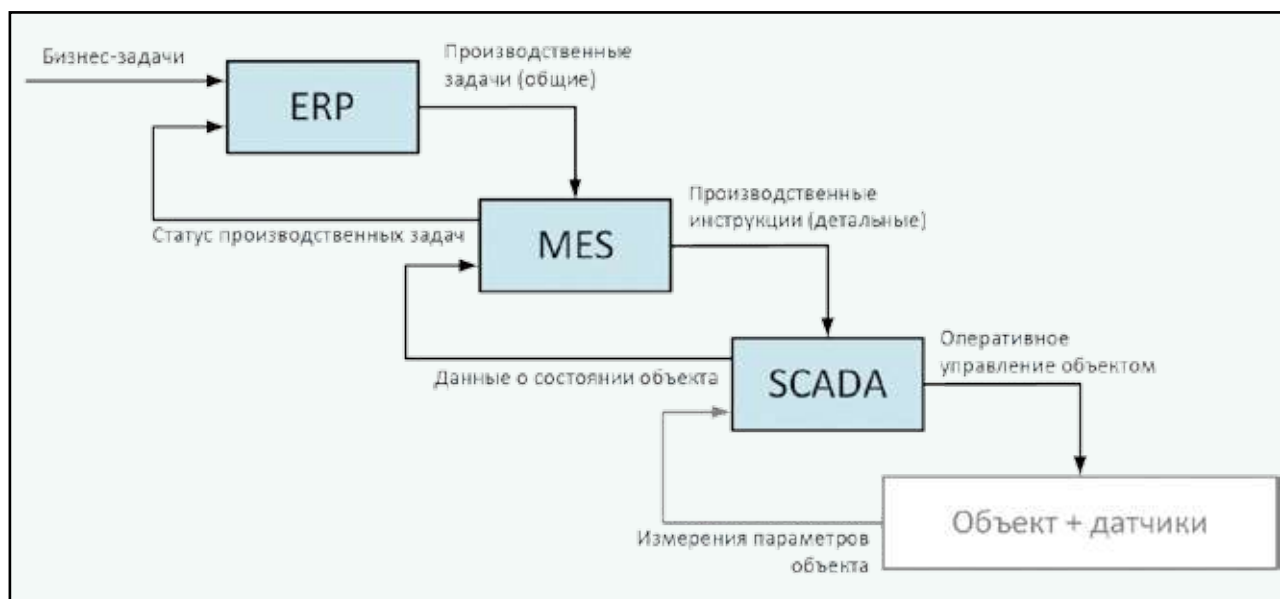


Рис. 2. ИУС предприятия как многоконтурная система с обратной связью

которой системы более высокого уровня обеспечивают целеполагание системам более низкого уровня. При этом целеполагание системы нижнего уровня осуществляется с учетом известной информации о ее параметрах и характеристиках, что в целом соответствует парадигме управления объектом с обратной связью по состоянию. Система высшего уровня в том или ином виде получает задания от человека в виде явных инструкций либо путем обработки информации из нескольких точек информационного обмена с пользователем (интерфейс пользователя, накопленные данные по предыдущим решениям, статистика поведения человека и самой системы и т.п.).

В частности, как показано на рис. 2, система высшего уровня ERP (Enterprise Resource Planning) получает от человека глобальную по масштабу задачу – как правило, экономическую, например снизить затраты, повысить прибыль, обеспечить объемы и качество производства, после чего разделяет ее на ряд частных производственных задач, поддающихся строгой формализации и алгоритмическому решению. Указанные частные задачи передаются в систему производственного уровня MES (Manufacturing Execution System), где содержатся алгоритмы их решения. Информация о статусе выполнения частных задач уровня MES, как успешного, так и частично

успешного/неуспешного, собирается и отправляется обратно на ERP-уровень, где используется для корректировки глобальных целей предприятия. Учитывая такт обмена информацией между ERP- и MES-уровнями, работу связки систем данных уровней можно рассматривать как замкнутую дискретную систему управления. Работа систем MES-уровня в информационном контуре с уровнем АСУ ТП (SCADA) осуществляется аналогичным образом: нижний уровень является поставщиком данных о состоянии системы, верхний уровень использует полученные данные для выработки инструкций и команд для управления объектами посредством интерфейсов SCADA-системы.

Алгоритмы, применяемые для выработки управляющих воздействий различных уровней, являются “интеллектуальной” начинкой информационных систем предприятия. В зависимости от постановки конкретной задачи управления могут применяться различные методы ее решения. Пласт задач ERP-уровня в основном связан с обеспечением своевременности принятия стратегических решений и с контролем деятельности подсистем нижнего уровня, включая организацию процессов их взаимодействия. Основные оптимизационно-вычислительные задачи сосредоточены, по мнению авторов, на уровне MES и всевозможных “горизонтальных” расширений систем данного клас-

са (так, следует включить в круг рассматриваемых интеллектуальных расширений надстройки над SCADA, такие как, например, модули систем улучшенного управления (СУУТП), по сути, занимающие промежуточное положение между уровнем MES и нижним уровнем). Далее представлены основные точки применения “интеллектуальных” технологий на производстве с точки зрения потребностей бизнес- и промышленных пользователей, для которых конкретная технология решения задачи (информационная, алгоритмическая, научная) играет второстепенную роль.

“Интеллектуальные” задачи управления производством

Прежде чем детально рассматривать подходы к решению частных задач уровня MES, остановимся на контуре управления внутри MES. Основные задачи уровня MES и их взаимосвязь представлены на рис. 3. Заметим, что представленная разбивка задач является одним из возможных вариантов реализации стандартной архитектуры Industry 4.0 [3] и не может претендовать на полную универсальность. При этом задачи, указанные на рисунке, актуальны для любого производства вне зависимости от их принятой структуризации. Цифры на рисунке соответствуют нумерации разделов с описанием постановки,

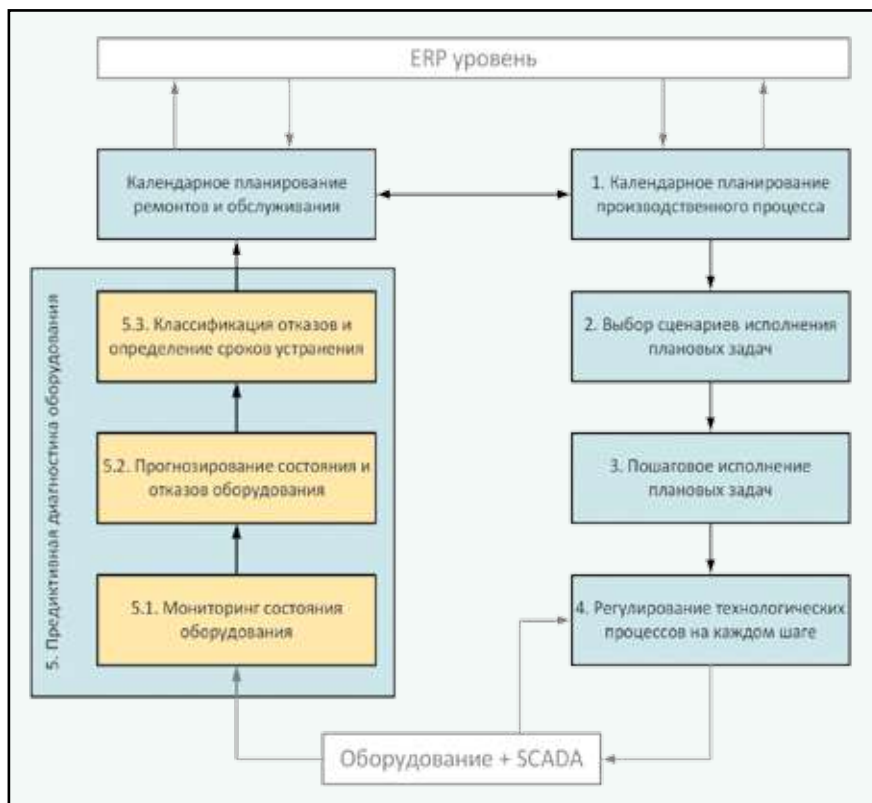


Рис. 3. Разбивка основных задач систем уровня MES

методов и технологий решения упоминаемых задач в текущем разделе. Описание методов, обозначенных на рисунке, представлено в следующем разделе при описании решаемой задачи.

На рис. 3 приведены основные производственные направления, для которых актуально применение так называемых методов искусственного интеллекта (ИИ). Остановимся подробнее на наиболее интересных с точки зрения ИИ задачах и приведем краткий обзор современных и перспективных методов их решения.

1. Календарное планирование производственного процесса: оптимизация плана загрузки ресурсов

Одной из ключевых задач управления уровня MES является оптимальное календарное планирование исполнения производственных заказов в условиях ограниченности располагаемых ресурсов (в англоязычной литературе – Job Shop Scheduling Problem). Несмотря на кажущуюся простоту формулировки данная задача в реальной производственной постановке не имеет

очевидного решения: в зависимости от конкретных условий для ее решения применяются сложные оптимизационные алгоритмы и вычислительные схемы. С практической точки зрения планирование производственного процесса в целом ведется с учетом технологических маршрутов движения заготовки или материала по производственным единицам и ограничений по доступности и производительности этих единиц. В теоретическом плане цеховое планирование относится к классу задач планирования в ограничениях (Resource Constrained Project Scheduling Problem, RCPSP). Задачи RCPSP обладают свойством NP-трудности, что автоматически исключает возможность синтеза эффективных (с точки зрения вычислительной трудоемкости и скорости исполнения) алгоритмов поиска точного решения.

Технологии решения

В связи с NP-трудностью задачи Job Shop Scheduling основные направления исследований связаны с упрощением ее постановки и методов решения при контролируемой потере точности результатов планирования. Спектр предлагаемых

подходов решения варьируется от классических алгоритмов линейного и целочисленного линейного программирования до аппроксимационных нейросетевых схем [4] и агентных моделей. Также широко применяются такие оптимизационные техники, как эвристики, методы декомпозиции, программирование в ограничениях и проч. Применяются разные стратегии планирования и критерии оптимизации получаемых расписаний. Наиболее популярными из них на сегодняшний день являются:

- ▶ планирование “вперед” от текущей даты;
- ▶ обратное планирование от требуемой даты выполнения заказа;
- ▶ планирование с учетом наличия и поставки сырья на складе;
- ▶ планирование с учетом простоев оборудования (на обслуживание, ремонт и т.п.);
- ▶ планирование по критерию максимально быстрого завершения всех заказов;
- ▶ планирование по критерию “непрерывность и ритмичность” производства;
- ▶ планирование по критерию “минимальное количество переналадок оборудования” и проч.

Опыт компании General Electric

Модуль оптимального планирования Scheduler является одним из основных в линейке промышленного программного обеспечения, поставляемого General Electric. История продукта насчитывает более 15 лет, за которые были реализованы как классические алгоритмы планирования (например, целочисленное линейное программирование), так и альтернативные оптимизационные техники (например, эвристики). История внедрений насчитывает десятки успешных проектов в самых разных отраслях (черная и цветная металлургия, химическая промышленность, пищевое производство, производство потребительских товаров и проч.). Пример результата планирования представлен на рис. 4.

Более подробно данное решение описано на сайте партнера General Electric в РФ и СНГ ГК ТЕХНОЛИНК [5].

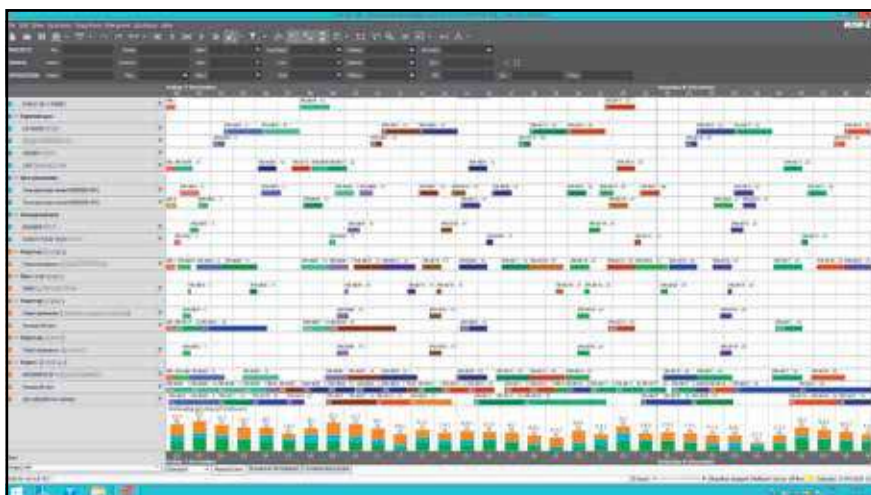


Рис. 4. Пример результата планирования в пакете GE Scheduler в виде диаграммы Ганта

2. Выбор сценариев исполнения плановых задач: моделирование и оптимизация исполнения

После генерации планового задания осуществляется непосредственное назначение мероприятий по его выполнению на доступные производственные единицы, функционирование которых строго регламентировано. Регламент работы оборудования определяется допустимыми режимами его работы, сформированными в соответствии с ограничениями по физической реализуемости и аварийной безопасности, соображениями экономической эффективности, а также прочими производственными факторами. Как было отмечено в разделе выше, технологические маршруты учитываются в виде последовательности запланированных операций на этапе календарного планирования заказов. Работа с ограничениями по режимам функционирования каждой производственной единицы ведется на этапе исполнения запланированных задач. В результате формируется сценарий выполнения плановых заданий (заказов, плановых объемов, графиков поставки и т.п. – в зависимости от типа производства), который, помимо последовательности операций, содержит информацию о конкретных настройках и параметрах функционирования каждой производственной единицы. При этом сценариев может быть несколько, и актуальной задачей является выбор одного из них, наиболее

предпочтительного по какому-либо критерию (оптимального в заданном смысле).

Таким образом, для формирования сценария требуется наличие сформированных карт маршрутов и режимов, а также возможность сравнения предлагаемых сценариев по заданному критерию. В современных условиях для этих целей широко применяются технологии математического, в частности математического имитационного, моделирования, позволяющие рассчитать конечный эффект применения того или иного сценария, осуществить их количественное сравнение и выбрать оптимальный по заданному критерию. Моделирование процессов осуществляется на всех уровнях как для поиска и оптимизации режимов работы отдельных производственных единиц, так и для проверки и апробации целых технологических маршрутов, задействующих сложные цепочки оборудования.

Технологии решения

Имитационное моделирование (собственно, как и любое математическое моделирование) направлено на создание некоторого формального описания объекта или процесса, которое используется для исследований и экспериментов, заменяя в них реальный объект. Полученное формальное описание называется моделью объекта или процесса. Учитывая широкое применение вычислительной техники, под словом “модель” зачастую понимают не только само описание,

но и его программную реализацию. Универсальную классификацию методов построения моделей (методов моделирования) вывести затруднительно в силу наличия огромного количества признаков, по которым осуществляется классификация. По принципиальному подходу к процессу моделирования различают два противоположных направления:

▶ физическое моделирование, основанное на априорных знаниях о закономерностях поведения объекта (теоретические знания естественных наук, предметные знания инженерных дисциплин, знания о конструкции объекта и т.п.). Пример формализации физической модели объекта в виде дифференциальных уравнений приведен на рис. 5;

▶ эмпирическое моделирование, основанное на наблюдении за поведением объекта и попытках его аппроксимации различными методами.

Optimization Problem

$$\min_{u(t)} \alpha_1 \int_0^{t_f} \text{Fuel}(u(t)) dt + \alpha_2 \int_0^{t_f} u(t)^2 dt + \alpha_3 t_f$$

subject to:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= v(t) \\ \dot{v}(t) &= \frac{1}{M} (T_x(u, v) - B_x(u, v) - G_x(x) - R(v)) \\ \dot{u}(t) &= \frac{du(t)}{dt} \\ x(0) &= x_0, \quad x(t_f) = x_f \\ v(0) &= v_0, \quad v(t_f) = v_f \\ u(0) &= u_0 \\ 0 &\leq v \leq \text{speed limit} \\ 0 &\leq t \leq t_f \end{aligned}$$

T_x : Tractive Effort
 B_x : Braking Effort
 R : Drag Resistance
 G : Gradient Force
 x_0, x_f : initial and final distance
 v_0, v_f : initial and final speed
 u_0 : initial notch
 t_f : maximum trip time

Рис. 5. Пример формализации модели агрегата в виде системы ОДУ

К наиболее распространенным моделям физического типа относятся описания процессов в виде аналитических зависимостей, систем дифференциальных уравнений (как обычных, так и в частных производных), передаточных функций, а также методы пространства состояний, структурного и компонентного анализа (например, моделирование в виде сетей Петри).

Эмпирические модели, сутью которых является аппроксимация поведения объекта по имеющимся

наблюдениям, вобрали в себя целый спектр методов анализа данных, таких как: классические статистические методы, методы интерполяции-экстраполяции, методы анализа временных рядов, метод наименьших квадратов и его реализации в виде регрессионных моделей, нейронные сети [4], метод опорных векторов [6], корреляционные методы и т.п. Следует отметить, что в последние годы в качестве наиболее актуального и эффективного направления зарекомендовали себя комбинированные модели, включающие элементы как физического, так и эмпирического характера.

Опыт компании General Electric

Вопросы моделирования технологических процессов и установок являются приоритетным направлением для компании General Electric. В рамках исследований и разработок компании одинаковое внимание уделяется обоим направлениям построения моделей – и физическому, и эмпирическому. Собственный движок эмпирического моделирования носит название GE CSense и реализует все основные современные методы построения моделей данного типа – от классической многомерной статистики и корреляционных методов до сложных нейросетевых моделей и нелинейных вариаций метода наименьших квадратов. Специализированный модуль GE CSense MPC (model-predictive control) предоставляет возможности для моделирования динамики объекта в виде передаточных функций и дискретизованных во времени систем обычных дифференциальных уравнений. Расширение GE CSense Hermes включает в себя движок решения и оптимизации систем дифференциальных уравнений в частных производных. Такой арсенал современных средств моделирования и расчета позволяет создавать комбинированные модели практически неограниченной сложности и глубины. Область применения данного решения охватывает любые индустрии и производства, а эффективность доказана сотнями реальных проектов. Более подробно данное решение описано на официальном сайте GE Digital [7]. Краткая русскоязычная

справка по одному из компонентов пакета под названием Cause+ дана на сайте партнера General Electric в РФ и СНГ ГК ТЕХНОЛИНК [8].

3. Пошаговое исполнение плановых задач: прогнозирование и учет будущего состояния объекта

После выбора оптимального сценария реализации планового задания осуществляется этап его непосредственного пошагового исполнения. Очевидно, что по мере исполнения шагов сценария с течением времени внешние и внутренние условия технологического процесса могут значительно изменяться. К подобным изменчивым факторам в частности относятся устаревание измеренной или собранной информации об оборудовании и материале (например, устаревание лабораторных измерений) и высокая динамика объектов и внешней среды (например, изменение производительности оборудования в результа-

вите состояния производственной единицы во времени и закладывать компенсацию устаревания текущей информации в алгоритмы расчета планов и сценариев.

Технологии решения

Компенсация устаревания информации о процессе/объекте осуществляется в современных управляющих системах на основе прогнозных математических моделей, построение которых было описано в предыдущем разделе. Среди основных вычислительных технологий следует выделить подход model-predictive control (MPC), направленный на выработку будущих управляющих воздействий на объект с учетом изменения его динамики во времени. В классической постановке MPC опирается на решение уравнений динамики, то есть на физическую модель процесса, однако сам принцип прогнозного управления по модели давно распространился и на другие типы моделей, включая статистические. В качестве прогнозной модели



Рис. 6. Пример работы виртуального датчика

те побочных деструктивных процессов). Дополнительное негативное влияние на достоверность измеренного состояния производственного объекта может оказывать ненаблюдаемость некоторых влияющих факторов. Для обеспечения адекватного исполнения запланированных задач необходимо учитывать раз-

вполне может выступать любая программная реализация зависимостей выходных параметров системы от управляющих сигналов. В настоящее время широкое распространение приобрели статистические и нейросетевые прогнозные модели, на базе которых реализованы такие технологии, как:



Рис. 7. Схема прогнозирования (3) и управления (4) по модели объекта

- ▶ виртуальные датчики или анализаторы [9], экстраполирующие замеры лабораторных параметров между их поступлениями (рис. 6);
- ▶ виртуальные наблюдатели [10], осуществляющие оценивание ненаблюдаемых (неизмеримых) технологических параметров.

Принцип управления по прогнозной модели представлен на рис. 7 следующего раздела, где более подробно рассказывается о задачах регулирования. В текущей постановке прогнозная модель используется исключительно для расчета состояния объекта в будущие моменты времени.

Опыт компании General Electric

Прогнозирование и упреждающий анализ являются одними из основных прикладных задач рассмотренного выше программного пакета GE CSense. Виртуальные датчики, анализаторы и наблюдатели, реализованные на базе этого решения, широко используются на многих предприятиях по всему миру, включая РФ. Область их применения охватывает такие задачи (но не ограничивается ими), как: оценка степени загрязненности нефтехимических установок при отсутствии доступа к физически измеряемым параметрам, косвенное измерение реологических характеристик перекачиваемой нефти на основе измеряемых параметров работы погружных насосов, предсказание качества партий выплавляемого металла, упреждающее управление качеством на фармацевтическом производстве. Подробно о внедре-

ниях в РФ можно узнать на сайте партнера компании GE Digital в РФ и СНГ ГК ТЕХНОЛИНК [11].

4. Регулирование технологических процессов: оптимальное управление по обратной связи

Логичным продолжением задачи назначения плановых заданий непосредственно на производственные единицы являются процессы непрерывного управления их выполнением на основе сигналов обратной связи. Задача автоматического регулирования по обратной связи берет свое начало в исследованиях 30-х – 40-х годов XX века и ранее, однако ее важность и актуальность не утрачена и сегодня. За последние несколько десятилетий развития науки и технологий управляющие алгоритмы контуров обратной связи технологических процессов и установок прошли путь от классических ПИД-регуляторов, обеспечивающих устойчивость и качество переходных процессов, до интеллектуальных вычислителей, основанных на самых современных методах оптимизации и имеющих в своем составе модель объекта управления высокого порядка. Структурная схема управления с интеллектуальным вычислителем представлена на рис. 7.

Использование вычислителя в обратной связи дает возможность включать в контур управления прогнозные модели, создание которых обсуждалось выше, а также позволяет применять указанные модели для итеративного расчета

требуемых управляющих воздействий, обеспечивающих наилучший в отношении какого-либо критерия результат. Данная постановка полностью повторяет задачу оптимального управления динамическим объектом по состоянию и является актуальной как в части создания самой модели объекта, так и в части синтеза алгоритмов оптимизации, осуществляющих поиск оптимального управляющего воздействия с использованием результатов моделирования.

Технологии решения

Спектр технологий в части создания прогнозной модели был рассмотрен в предыдущих разделах и в целом сводится к выбору приоритетного подхода к моделированию – физического или эмпирического. Алгоритмы поиска оптимального управляющего воздействия сильно варьируются и определяются как типом модели, так и более практичными соображениями, например производительностью вычислителя. Вне зависимости от типа применяемой модели объекта для поиска оптимального (субоптимального) управления широко применяются методы прямой оптимизации (переборные алгоритмы, градиентные методы, метод Ньютона и его производные), эволюционные (генетические) алгоритмы, стохастические методы оптимизации. В частных случаях формулировки задачи поиска оптимального управления могут быть сведены к разным типам задач математического программирования (например, линейного, квадратичного, булева, дискретного и т.п.). В случае применения нейросетевых моделей алгоритмы поиска, по сути, заменяются алгоритмами обучения нейронной сети. С целью учета изменяющихся условий окружающей среды и самого объекта управления используют методы адаптивных (самонастраивающихся) систем.

Синтезированные контуры оптимального управления в литературе получили название систем улучшенного управления технологическими процессами (СУУТП) (в англоязычной литературе – Advanced Process Control, APC).

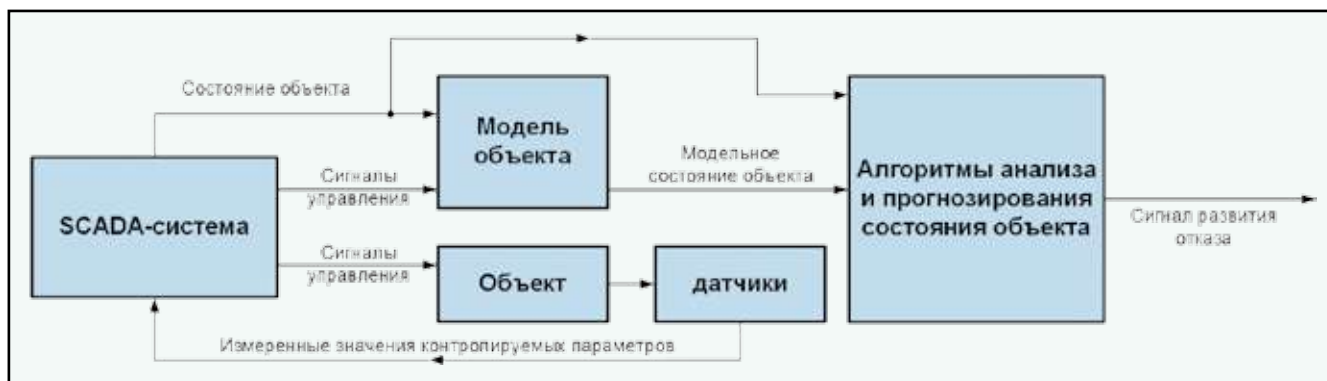


Рис. 8. Схема функционирования систем предиктивной диагностики

Опыт компании General Electric

Системы APC и аналогичные им системы-советчики операторов компании GE Digital строятся на уже упомянутой платформе GE CSense. За функции поиска управления и оптимизации отвечают специализированные модули, встроенные в средство разработки CSense Architect и подключаемые к создаваемым физическим и эмпирическим моделям процессов. Спектр реализованных алгоритмов оптимизации широк и включает в себя методы нелинейной оптимизации, градиентные и случайные методы поиска. Внедрения присутствуют в большинстве промышленных направлений, в том числе и на территории РФ. Внедренные контуры оптимизации от компании General Electric решают такие производственные задачи, как:

- ▶ стабилизация качества выходного продукта установок (октановое число топлива, плотность металлосодержащих растворов, крупность помола руды, жирность молочных продуктов, показатель PH на химических производствах и т.п.);
- ▶ повышение выхода полезного продукта при сохранении требований по его качеству (повышение отдачи светлых нефтепродуктов при ректификации, максимизация производительности химических реакторов и т.п.);
- ▶ минимизация расхода ресурсов на единицу произведенного продукта (повышение энергоэффективности, минимизация расхода сырья, минимизация потерь и отходов и т.п.);
- ▶ оптимизация экономических показателей процесса (онлайн-минимизация стоимости процесса

при альтернативных источниках сырья и энергии);

- ▶ удержание режимов работы технологических установок в заданных коридорах параметров.

5. Предиктивная диагностика состояния оборудования

Параллельно с прямыми производственными задачами, выражающимися в загрузке производственных единиц выполнением плановых заданий, перед промышленными предприятиями стоит важная проблема обслуживания и поддержания работоспособности своих средств производства. Задачи использования оборудования и его обслуживания являются в некотором смысле антагонистическими друг другу: в результате использования производственных единиц для производства конечной продукции предприятия происходит их естественная деградация по причине износа, старения и т.п. Обслуживание же и ремонт, напротив, призваны повысить имеющийся ресурс работы оборудования, однако на их проведение тратится время, которое напрямую вычитается из фонда производственного времени. Автоматизированные системы ТОиР определяют план вывода производственных единиц из работы, формируя таким образом график доступности оборудования, который напрямую должен учитываться при календарном планировании производственной деятельности.

В настоящее время существует множество стратегий формирования плана вывода оборудования в ремонт. Наиболее продвинутой среди них признана стратегия обслуживания оборудования по со-

стоянию [12] и ее вариации (в том числе совместная стратегия планово-предупредительных ремонтов, корректируемая по результатам анализа фактического состояния оборудования). Реализация стратегий данного типа требует построения систем мониторинга и анализа состояния оборудования, способных в режиме онлайн зафиксировать развитие ситуации отказа оборудования, спрогнозировать ее дальнейшее течение и выдать рекомендации по срокам и содержанию ремонтных работ. Концептуальная блок-схема системы предиктивной диагностики представлена на рис. 8.

Технологии решения

Методы искусственного интеллекта находят широчайшее применение в задачах предиктивной диагностики. Прежде всего, всевозможные методы обработки данных применяются для задач потокового анализа измеренных параметров работы оборудования на предмет их аномального поведения (п. 5.1 на рис. 3). Решение данной задачи принципиально может строиться двумя способами:

- ▶ моделирование штатной работы оборудования и анализ отклонений от него;
- ▶ анализ статистики отказов оборудования и прогнозирование их повторного появления.

Следующим этапом, неразрывно связанным с анализом, является задача прогнозирования развития обнаруженных аномалий (подозрений на развивающиеся отказы) на будущие моменты времени (п. 5.2 на рис. 3). Основным результатом данного этапа вычислений является

оценка остаточного временного ресурса, доступного до момента наступления отказа, развитие которого было обнаружено на этапе анализа. Для решения задач анализа и прогноза применяются такие методы, как нейронные сети, метод опорных векторов и его производные, статистические и регрессионные методы, методы обработки временных рядов, технологии data mining [13] и проч.

Для эффективной работы систем предиктивной диагностики важным является не только обнаружение аномалии в поведении оборудования, но и ее идентификация и классификация. Как правило, эта задача решается путем сравнения текущего среза состояния объекта с базой шаблонированных типовых отказов, накопленной на основании опыта проектирования и эксплуатации конкретного типа оборудования. Для решения задачи идентификации отказов и сравнения их с имеющейся базой применяются технологии из таких областей науки, как распознавание образов, экспертные системы, методы нечеткой логики, деревья решений, методы кластеризации и проч.

Опыт компании General Electric

Системы предиктивной диагностики компании GE Digital успешно используются по всему миру уже более 20 лет. Программное решение компании носит название GE SmartSignal и состоит из двух компонентов:

■ математического движка для анализа и обнаружения аномальных состояний оборудования, находящегося на мониторинге. В основу работы движка положены запатентованные алгоритмы Similarity Based Modelling, являющиеся развитием общеизвестного метода опорных векторов, в англоязычной литературе известного как support vectors machine;

■ экспертного алгоритма, выдающего заключение о типе обнаруженной неисправности на основе сравнения текущего состояния с имеющейся базой отказов.

Принцип работы системы диагностики строится на принципе статистического моделирования штатной работы конкретного типа оборудования (на базе метода опор-

ных векторов). База шаблонных отказов собирается для каждого конкретного типа оборудования (например, паровой турбины, насоса, электродвигателя, гидравлического пресса и т.п.) путем «оцифровки» многолетнего опыта проектировщиков и эксплуатантов в виде экспертных правил. Каталог оборудования насчитывает более 300 типов различных агрегатов и постоянно пополняется. Более подробную информацию о концепции построения системы и преимуществах от ее внедрения можно узнать на официальном сайте компании General Electric [14]. Техническая информация по продукту также доступна на официальном сайте компании General Electric [15]. Отчет о реальных кейсах внедрения с подтвержденными техническими и экономическими эффектами на сумму более \$1,5 млрд представлен на этом же сайте [16].

Заключение

В данной статье приведен анализ типовых производственных задач на предмет применимости к ним современных математических

Литература

1. Alex Smola and S.V.N. Vishwanathan. Introduction to machine learning – Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2008 – 234 p.
2. Люггер Д. Ф. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем – М: Изд. дом «Вильямс», 2003 г. – 864 стр.
3. Шульц Т., Некрасов И. В., Лежнин Д. В. Обзор модели стандартной архитектуры и компонентов Industry 4.0 // Автоматизация в промышленности, 2018, № 10 – Издательский дом «ИнфоАвтоматизация» (Москва) – стр. 39-46.
4. I. F. Croall J. P. Mason (Eds.). Industrial Applications of Neural Networks: Project ANNIE Handbook – Springer-Verlag, ECSC – EEC – EAEC, Brussels – Luxembourg, 1992 – 310 p.
5. Scheduler from GE Digital. Планировщик. Описание продукта доступно по ссылке <http://www.technolink.spb.ru/production/158/380/>.
6. Alexandre Kowalczyk. Support vector machines succinctly – Syncfusion Inc., Morrisville, USA, 2017 – 114 p.
7. CSense 6.0 from GE Digital. Industrial analytics software that optimizes asset and process performance. Available at <https://www.ge.com/digital/sites/default/files/csense-from-ge-digital-datasheet.pdf>.
8. Proficy Cause+ from GE Digital. Следующий уровень интеллектуальности ваших систем. Доступно по ссылке <http://www.technolink.spb.ru/production/158/374/>.
9. Некрасов И. В., Лежнин Д. В. Уточнение и интерполяция лабораторных измерений с помощью технологии виртуальных анализаторов // Автоматизация в промышленно-

сти, 2018, № 3 – Издательский дом «ИнфоАвтоматизация» (Москва). – стр. 31-34.

10. Некрасов И. В., Жагфаров И. Ф., Кондратьев А. Д. Нейросетевое оценивание ненаблюдаемых процессов на примере зашлаковывания нефтехимического реактора // Нефтегазохимия, 2017, № 4 – Издательство Обракадем-наука. – стр. 32-36.

11. ГК ТЕХНОЛИНК. Официальный партнер и дистрибьютор решений GE Digital по региону РФ и СНГ. Контактные данные доступны по ссылке <http://www.technolink.spb.ru/kontakty-i-obratnaya-svyaz/index.php>.

12. Shane Butler. Prognostic Algorithms for Condition Monitoring and Remaining Useful Life Estimation – Faculty of Science and Engineering of National University of Ireland, Maynooth, 2012 – 255 p.

13. Paolo Giudici. Applied data mining: Statistical Methods for Business and Industry – John Wiley & Sons Ltd, West Sussex, England, 2003. – 364 p.

14. SmartSignal from GE Digital. Helps Avoid Unplanned Downtime https://www.ge.com/digital/sites/default/files/download_assets/smartsignal-from-ge-digital-helps-avoid-unplanned-downtime-brochure.pdf.

15. SmartSignal 6.2 from GE Digital. Industry's predictive maintenance benchmark https://www.ge.com/digital/sites/default/files/download_assets/smartsignal-datasheet.pdf.

16. Remote Monitoring for IIoT. Stories from GE's Industrial Managed Services centers around the globe <https://www.ge.com/digital/industrial-managed-services-remote-monitoring-for-iiot/>.

методов, условно группируемых под термином “искусственный интеллект”. Спектр методов, попадающих под данное определение, чрезвычайно широк и порой неоднозначен (некоторые исследователи относят к данной группе любые математические методы, используемые в задачах принятия решений, другие ограничиваются только методами обработки данных, третьи ассоциируют его исключительно с искусственными нейронными сетями и машинным обучением и т.п.). С точки зрения применения подобных технологий на производстве конкретные реализации и наименования не столь важны, так как основным фокусом является экономический и технический эффект, достигаемый после их внедрения. Проведенный анализ классических производственных задач уровня MES позволил выявить

пять основных точек приложения технологий искусственного интеллекта, а именно:

- задача оптимизации производственного плана;
- задача моделирования и выбора оптимальных производственных сценариев, включая расчет оптимальных технологических маршрутов и режимов работы оборудования;
- задача прогнозирования будущего состояния производственной системы, включая моделирование динамики объекта и среды, восстановление ненаблюдаемых и виртуальных параметров;
- задача оптимального управления по обратной связи, включая методы оптимизации управляющих воздействий на моделях разного типа;

■ задача предиктивной диагностики оборудования, включая моделирование штатной работы, прогнозирование отказов и идентификацию нештатных ситуаций.

Для каждой задачи дан обзор методов ее решения, применяемых в современных производственных информационно-управляющих системах. Практическая реализация методов представлена на примере программных решений компании General Electric.

И. В. Некрасов, к. т. н., архитектор программных решений, ООО “ДжиИ Рус” (General Electric Company, GE Digital)
Д. В. Лежнин, начальник технического отдела, ГК ТЕХНОЛИНК (официальный дистрибьютор GE Digital по региону РФ и СНГ)

НОВОСТИ

Эксперты назвали самые распространенные типы ИИ-решений в России

Исследование “Цифровая экономика от теории к практике: как российский бизнес использует ИИ”, проведенное РАЭК и НИУ ВШЭ при поддержке Microsoft показало, что наиболее часто используемым типом решений на базе ИИ в России являются виртуальные помощники – их применяют 38% руководителей и ведущих специалистов. На втором месте оказались прогнозный анализ (35%) и машинное обучение (35%).

При этом 39% опрошенных отметили, что в пятилетней перспективе в их компаниях планируется внедрение прогнозного анализа, а 34% – анализа изображений. 33% респондентов планируют использовать виртуальных помощников и обработку запросов на естественном языке. Также ожидается, что в течение 5 лет применение ИИ покажет взрывной рост в двух областях: самоуправляемые механизмы, например беспилотный транспорт (с 9% до 24%) и робототехника (с 8% до 17%).

Основными критериями оценки внедрения ИИ респонденты назвали удовлетворенность клиентов/партнеров/инвесторов (34%), достижение ожидаемого возврата инвестиций, ROI (33%) и качество продуктов и услуг (27%).

Большинство респондентов отметили, что в их компаниях Искусственный интеллект используется в области исследований и разработки (R&D) – 41%, а также в работе с клиентами (например, для персонализации) – 32% и обслуживании клиентов – 31%. Наименьшее количество специалистов использует Искусственный интеллект в юридических процессах (5%), в ценообразовании и продвижении (6%), в финансах и бухгалтерии (6%).

Российские эксперты в качестве секторов-лидеров по внедрению и использованию ИИ называют маркетинг и рекламу, ретейл, банкинг, телекоммуникации и промышленный комплекс. В зависимости от индустрии различаются и способы применения ИИ. В промышленности это чаще всего рекомендательные системы для принятия технологических решений и повышения

безопасности производства, в розничной торговле – это решение логистических задач, изучение поведения покупателей, а в банках ИИ используют для формирования индивидуальных предложений, повышения эффективности таргетингов.

В качестве основных преимуществ применения ИИ более половины (58%) опрошенных российских экспертов назвали оптимизацию бизнес-процессов, чуть меньше – 49% – выделили разработку новых продуктов и услуг, а 41% после внедрения ИИ ожидают увеличения производительности труда. На повышение качества продуктов и услуг в результате внедрения ИИ рассчитывают 33% опрошенных, а 32% – на улучшение взаимодействия с клиентами.

Более 90% опрошенных экспертов считают, что в 2019-2024 годах ИИ повлияет на экономический рост, производительность труда и инновационное развитие. Также ожидается существенное влияние Искусственного интеллекта на создание рабочих мест (а именно, появление новых профессий, изменение требований к профессиям и др.) – 69%.

Основными индустриальными вызовами развития ИИ в России 50% экспертов называют управление данными (сбор, аналитика, интерпретация данных), также в их число входят наличие и квалификация специалистов – 37% и необходимость изменения существующих бизнес-моделей – 27%.

“Искусственный интеллект обладает большим потенциалом для бизнеса, и те компании, которые начнут использовать его в своей деятельности первыми, получат существенное конкурентное преимущество. Международное исследование Microsoft ранее показало, что российские руководители активнее внедряют Искусственный интеллект, чем их зарубежные коллеги. Текущее исследование только подтверждает тот факт, что в России доверие, открытость и интерес к этой технологии очень высоки. 41% российских специалистов отмечают, что уже проделали существенную часть работы по изучению практических аспектов использования ИИ”, – отметила Эльза Ганеева, менеджер по работе с государственными организациями Microsoft в России.



ТЕХНОЛИНК

Каждому решению - интеллектуальный ресурс!



- Автоматизация производства
- АСУТП, АСАК, MES, LIMS
- Цифровизация, IIoT



Россия, г. Санкт-Петербург
ул. Трефолева, д. 2БН
тел/факс: +7 (812) 331 58 30

Россия, г. Санкт-Петербург
Московский пр., д. 6
тел/факс: +7 (812) 331 58 30

Россия, Свердловская обл.
г. Ревда, ул. Клубная, д. 8
тел/факс: +7 (343) 204 74 78

www.technolink.spb.ru

XX МЕЖДУНАРОДНАЯ СПЕЦИАЛИЗИРОВАННАЯ ВЫСТАВКА

АВТОМАТИЗАЦИЯ



Задачи

- Цифровизация промышленности
- Ускорение бизнес-процессов
- Оптимизация затрат
- Рост производительности**
- Гибкость производства
- Обеспечение безопасности
- Непрерывный контроль

Решения

- АСУ ТП Робототехника
- IIoT BIG DATA PLM
- Облачные технологии
- Кибербезопасность
- Измерение и контроль
- Аддитивные технологии
- Отраслевые приложения . . .

Конференция

Промышленная автоматизация и информационные технологии
на пути к «Индустрии 4.0».

17-19 СЕНТЯБРЯ --- Санкт-Петербург --- КВЦ «Экспофорум»
ПАВИЛЬОН «Н»

automation-expo.ru
(812) 777-04-07

ОРГАНИЗАТОР ВЫСТАВКИ:

