

ПРОБЛЕМЫ ЭКОНОМИКИ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ І ВИРОБНИЧИХ КОМПЛЕКСІВ

УДК 338.45:621:519.86

doi: <http://doi.org/10.15407/econindustry2018.03.057>

Александр Федорович Тарасов,

доктор тех. наук, проф.

Донбасская государственная машиностроительная академия
84313, Украина, г. Краматорск, ул. Академическая, 72.

E-mail: alexandrtar50@gmail.com.

Светлана Сергеевна Турлакова,

канд. экон. наук, с.н.с.

Институт экономики промышленности НАН Украины
03057, Украина, г. Киев, ул. Желябова, 2

E-mail: marin2015zzz@gmail.com

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПЕРЕДОВЫХ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ СМАРТ-ПРЕДПРИЯТИЙ: ОБЗОР ПОДХОДОВ И ПУТИ ВНЕДРЕНИЯ

Выделены ключевые особенности развития концепции Индустрии 4.0 на предприятиях машиностроения. Проведен анализ математических моделей по классам типовых задач для использования в построении смарт-предприятий в машиностроительной отрасли.

Определено, что в процессе обеспечения инновационного развития предприятий машиностроения в рамках концепции необходимо использование математических моделей, соответствующих технологиям машинного зрения, роботизированной техники, автоматизированных и интеллектуальных систем производства и управления в рамках киберфизических систем на предприятиях. Такие киберфизические системы должны быть связаны с внешним миром через датчики и исполнительные механизмы, получать потоки данных из физического мира, устанавливать и непрерывно обновлять виртуального близнеца физического мира и включать возможность взаимодействия в реальности по инструкции из виртуальной сферы. Это позволит обеспечить возможность совместной работы, адаптации и развития всех систем предприятия для улучшения условий труда, повышения качества продукции, сокращения потребности в рабочей силе и повышения эффективности производства предприятий машиностроения.

Внедрение приведенных классов математических моделей в рамках киберфизических систем необходимо осуществлять в соответствии с инновациями на машиностроительных предприятиях, которые обеспечат автоматизацию ручного труда, обновление уже используемых инновационных технологий и объединение их в едином информационном пространстве. Приведенные модели требуют адаптации и дальнейшего развития согласно тем инновационным решениям, которые определит руководство конкретных машиностроительных предприятий в зависимости от специфики предприятия.

Приведены рекомендации руководителям машиностроительных предприятий по использованию математических моделей в процессе внедрения концепции Индустрии 4.0.

Ключевые слова: математическая модель, моделирование, предприятие, киберфизическая система, смарт-предприятие, машиностроение, промышленность, Индустрия 4.0.

JEL: C60, C63, L00, L60, O30

Отличительной особенностью Индустрии 4.0 является объединение в сеть киберфизических систем (КФС) и их взаимодействие в едином информационном про-

странстве для обеспечения эффективности производства [1; 2]. Ключевым звеном любой КФС являются математические модели объектов и/или процессов, в рамках пара-

© А.Ф. Тарасов, С.С. Турлакова, 2018

метров которых "умные" предметы могут общаться и взаимодействовать друг с другом в сетевом пространстве. Использование математических моделей в процессе создания и функционирования КФС позволяет обрабатывать информацию с датчиков, актуаторов и передавать её по сети для последующей обработки и анализа, обеспечивать взаимодействие информационных технологий и автоматизированных систем управления технологическими процессами.

Моделирование smart-производств относится к формализованному подходу, основанному на спецификации всех систем предприятия или его частей. Особенности математических моделей промышленных производств зависят от особенностей состава, структуры и функционирования конкретных систем. Разработанные к настоящему времени модели и методы описания и анализа основных процессов на машиностроительных предприятиях [1; 3-6] охватывают различные инженерные, экономические и программные аспекты.

Так, A.B. Feeney, S. Frechette, V. Srinivasan изучают инженерные аспекты КФС для производства на предприятиях [1, с. 81], M. Reniers, J. Mortel-Fronczak и K. Roelofs рассматривают вопросы моделирования работы контроллеров для КФС [1, с. 111]. M. Weyrich, M. Klein, J.-P. Schmidt и др. предложили модели оценки киберфизических производственных систем [1, с. 169; 7; 8]. Однако результаты моделирования, представленные в работах авторов, часто имеют общий, схематический вид, отсутствует формализация ключевых параметров производственных систем, что затрудняет их применение на предприятиях. А. Мадых, А. Охтенъ и А. Дасив на основе обобщения мирового опыта экономико-математического моделирования умных предприятий сделали вывод о том, что методический аппарат для моделирования этих процессов пока ещё является бессистемным и недостаточно надёжным [9, с. 45]. Приведенные учеными общие рекомендации относительно экономико-мате-

матического моделирования smart-предприятий относятся к уже функционирующим smart-производствам. Однако вопрос о том, как создавать такие smart-предприятия с использованием математического аппарата, остаётся открытым, что не позволяет спуститься на уровень решения конкретных производственных задач на предприятиях машиностроения при переходе к Индустрии 4.0.

В целом можно выделить три основных класса типовых задач, обычно решаемых на машиностроительном производстве, в том числе организованном на принципах КФС.

Первый – контроль качества, прослеживание продукции, контроль наличия объектов, измерение геометрических размеров, сравнение с образцом, подсчет объектов, идентификация объектов, классификация объектов, отбраковка изделий, инспекция объектов со всех ракурсов, высокоточные измерения элементов (например, заготовок или отдельных деталей), слежение за объектами и др. [1; 10]. Такие задачи в автоматизированных системах на производствах чаще всего решаются с использованием технологий машинного зрения [11].

Второй – задачи, связанные с основными технологическими процессами, т.е. последовательным изменением форм, размеров, свойств материалов для получения готовых деталей с заданными техническими характеристиками. При этом последним словом техники в этой сфере является использование в качестве технологического оборудования роботов, роботизированных систем и мобильных роботизированных комплексов, которые все чаще базируются на системах искусственного интеллекта [4-6; 8].

Третий – определение, установление и поддержка экологически безопасных и экономически эффективных режимов функционирования технологического оборудования (в том числе станков с ЧПУ) с учётом накладываемых на них экологических и экономических ограничений [1; 6; 8]. При этом технологическое оборудование на машиностроительных предприятиях

может характеризоваться различной степенью автоматизации, в частности:

применением контроллеров и актуаторов;

автоматизацией систем управления производственными процессами (АСУ ТП) с использованием SCADA-систем (Supervisory Control And Data Acquisition);

интеграцией технологических данных АСУ ТП в корпоративную систему данных предприятия на основе больших баз данных и знаний (Big Data);

мониторингом состояния оборудования и реализации технологии с представлением автоматически формируемых отчетов для менеджерского состава.

Целью статьи является анализ математических моделей, которые позволяют решать указанные типовые задачи и обеспечить возможность параметризации основных процессов для их последующего использования в сетевом взаимодействии при построении smart-производств.

Математическое моделирование технологий машинного зрения

Системы машинного (технического) зрения позволяют автоматизировать контроль выпускаемой продукции и управление производственными процессами путем анализа визуальной информации. Для формирования изображений используются промышленные видеокамеры. Программное обеспечение систем машинного зрения анализирует увиденное и передает эту информацию оператору, автоматизированной системе управления, роботу или напрямую исполнительным механизмам для управления производственным процессом. Системы машинного зрения особенно эффективны в тех случаях, когда объем, скорость или сложность анализируемой информации существенно превышают способности оператора [10].

В процессе разработки и реализации таких систем широко используются методы стохастической геометрии, интерполяционные модели на регулярных решетках, методы кластерного анализа, нейросетевые технологии и др. [11-18].

Методы стохастической геометрии [11] основаны на теории геометрических вероятностей и мер [12; 13] и решают вопросы моделирования случайных множеств пространственных объектов на основе анализа изображения структур различных материалов, ландшафтов, почв, горных пород, руд, биологических тканей и т.д. При этом стохастическая геометрия используется как для описания пространственной упорядоченности объектов, так и для оценки их качественных и количественных характеристик в задачах распознавания и понимания образов, что нашло применение в системах машинного зрения [14].

Основной областью изучения стохастической геометрии является случайное замкнутое множество, т.е. некоторое семейство объектов с заданным распределением вероятностей, на которые накладываются дополнительные ограничения соответственно рассматриваемыми задачами. В таких моделях чаще всего пространственные данные и предварительное описание случайных замкнутых множеств производится в виде диаграмм Вороного [11], которые являются универсальной структурой представления данных и могут быть применены практически к любой области промышленного производства.

Кроме того, широкое применение в моделях машинного зрения получили интерполяционные модели на регулярных решетках. В процессе интерполяции точек данных, рассеянных в пространстве и времени, значения и атрибуты точек преобразуются в непрерывный массив или матрицу численных значений узлов решетки-грид. Точки данных при этом имеют местоположение с некоторыми координатами X, Y, Z и измеренными значениями атрибута C . При интерполяции данных в узлы регулярных решеток моделей используются [11]:

- метод обратных расстояний;
- линейная интерполяция по сети треугольников (2D) и тетраэдров (3D);
- метод ближайшей точки;
- геостатический метод минимизации дисперсии – кригинг;

метод ближайших соседей по полигонам (2D) и полиэдрам (3D) Вороного; полиномиальная регрессия.

Реализация перечисленных методов позволяет строить модели пространственных объектов любой детальности и сложности с многослойными и многоуровневыми связями, что дает возможность решать большой комплекс аналитических задач как по определению объемных характеристик пространственных объектов, так и по картографической визуализации территорий с динамической оценкой их функционального состояния.

В источнике [15] для решения задачи машинного зрения в автоматическом распознавании дефектов заготовок предложено использование метода кластерного анализа. Представлены множества объектов $V = \{1, \dots, n\}$, которые определены как признаки изображений и расстояния между ними. При этом рассматривается полный взвешенный ориентированный граф $G(V, A)$, где V – множество вершин графа, $A = \{uv : u \in V, v \in V, u \neq v\}$ – множество дуг графа и $w_{uv} = d(u, v)$ – веса дуг (расстояния между объектами). Вводятся бинарные переменные $y_u(x_{uv})$, которые соответствуют вершинам $u \in V$ (дугам $uv \in A$). Переменная y_u равна 1, если вершина u является медианой. Переменная x_{uv} равна 1, если вершина v относится к кластеру, определяемому медианой u . В этих обозначениях задача кластерного анализа формулируется как задача целочисленного программирования:

$$\begin{aligned} \sum_{uv \in A} w_{uv} x_{uv} &\rightarrow \min_{(x, y)}, \\ \sum_{u \in V, u \neq v} x_{uv} + y_v &= 1, \forall v \in V, \\ x_{uv} &\leq y_u, \forall uv \in A, u \in V, \\ \sum_{u \in V} y_u &= p, \\ y_u &\in \{0, 1\}, \forall u \in V, \\ x_{uv} &\in \{0, 1\}, \forall uv \in A. \end{aligned}$$

Данная методика в целом является достаточно эффективной, но несколько громоздка в расчетах. Для уменьшения времени для проведения расчетов все чаще для решения задач распознавания образов используют методы искусственного интеллекта, в частности нейронные сети.

Искусственные нейронные сети представляют сети элементов – искусственных нейронов, связанных между собой. Сети обрабатывают входящую информацию и в процессе изменения своего состояния во времени формируют совокупность выходных сигналов [16]. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием. Он состоит из элементов трех типов [17]:

- 1) умножителей – аналогов синапсов биологического нейрона;
- 2) сумматора (в биологическом нейроне функцию сумматора выполняет аксонный холмик);
- 3) нелинейного преобразователя – порога нервного импульса биологического нейрона.

Синапсы осуществляют связь между нейронами, умножая входной сигнал на число, характеризующее силу связи. Это число называется вес синапса или весовой коэффициент.

Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов и внешних входных сигналов.

Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию одного аргумента – выхода сумматора. Эта функция называется функцией активации нейрона или активационной функцией.

Нейрон в целом реализует скалярную функцию некоторого аргумента, т.е. $y = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$, где F – функция «вход-выход нейрона». Определить эту функцию можно с помощью математической модели нейрона:

$$\begin{cases} s = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \\ y_j = f(s) \end{cases}$$

где x_i – компонент входного вектора (входной сигнал), $i = \overline{1, n}$;

w_i – синаптические веса;

s – результат суммирования;

$f(s)$ – функция активации;

y_j – выходной сигнал нейрона, $j = \overline{1, m}$;

В системах машинного (технического) зрения для нейросетей типичные постановки задач представлены следующим образом [16]:

аппроксимация функций по набору точек (регрессия);

классификация данных по заданному набору классов;

кластеризация данных с выявлением заранее неизвестных классов-прототипов;

сжатие информации;

восстановление утраченных данных;

ассоциативная память;

оптимизация, оптимальное управление.

В зависимости от типа решаемой задачи используются различные топологии (структуры) и типы нейронных сетей. Технологии машинного зрения на основе нейронных сетей широко применяются для диагностики и контроля качества в промышленности, в частности в машиностроении, и имеют массу преимуществ перед такими классическими моделями, как градиентные, статистические, локальной адаптации, шаблонные и т.д. Так, после обучения нейронные сети способны воспринимать только нужную им информацию, несмотря на посторонние шумы. Кроме того, возможность адаптации нейросетей к изменениям формирует способность к самообучению и выступает самым важным свойством искусственных нейронных сетей. Таким образом, ключевыми преимуществами нейронных сетей перед другими математическими моделями для использования на смарт-предприятиях являются самообучение, отказоустойчивость и быстрота работы.

Технологии машинного зрения, реализующие нейронные сети, актуальны для решения следующих категорий задач на промышленных производствах: считывание текстовой маркировки с поверхности заготовок и с готовой продукции в процессе производства непосредственно на конвейере или производственной линии, считывание 1d и 2d кодов, прослеживание продукции, контроль наличия объектов, измерение геометрических размеров, сравнение с образцом, подсчет объектов, идентификация объектов, контроль цвета, зрение промышленных роботов, контроль качества – «комплексная инспекция», инспекция поверхностей, хронометраж рабочего времени, решения на базе 3d сканеров, логистика и т.д. [10; 17; 18].

Системы машинного зрения, используемые совместно с роботами, позволяют существенно расширить спектр решаемых задач на производстве. Среди задач системы «зрение + робот» можно выделить перемещение продукции, загрузку / разгрузку, классификацию объектов, отбраковку изделий, инспекцию объектов со всех ракурсов. Преимуществами использования машинного зрения для роботов являются: управление роботом в процессе производства, всесторонний контроль продукции, точность работы, предотвращение случайных столкновений роботов, устранение необходимости покупать высокоточное оборудование, возможность обрабатывать различные объекты без сложной перенастройки и др.

Математическое моделирование мехатронных и робототехнических систем

Как отмечено выше, для решения различных задач в машиностроении все чаще применяются роботы, мехатронные и робототехнические системы. Это связано с их растущими функциональными возможностями, обусловленными использованием более совершенных систем управления, развитие которых базируется на известных достижениях средств вычислительной техники.

В работе [19] приведена математическая модель исполнительного механизма, учитывающая особенности его кинематической структуры, полученная с использованием методики составления блочно-матричных математических моделей исполнительных механизмов, имеющих ветвящуюся кинематическую структуру [19; 20]. Здесь кинематическая схема исполнительного механизма представляется в виде древовидного направленного графа. Звенья в таком графе представляются вершинами, а соединяющие их сочленения – дугами, что позволяет представить уравнение движения исполнительного механизма, имеющего древовидную кинематическую структуру, относительно обобщённых координат [20]:

$$A(q) \cdot \ddot{q} + B(q, \dot{q}) - C(q) \cdot {}^0 f_g - \\ - H(q) \cdot {}^0 n_g = \tau,$$

где q – вектор обобщённых координат исполнительного механизма в начальный момент времени;

\dot{q}, \ddot{q} – векторы обобщённых координат исполнительного механизма в последующие моменты времени соответственно количеству точек над q ;

τ – вектор сил, моментов, развиваемых приводами робота;

${}^0 f_g, {}^0 n_g$ – блочные матрицы внешних сил и моментов, приложенных к звеньям со стороны окружающей среды;

$A(q), B(q, \dot{q}), C(q), H(q)$ – матричные коэффициенты, вычисляемые в соответствии с определенными зависимостями, позволяют рассчитывать моменты и мощности, развиваемые приводами, необходимые для обеспечения заданных программных движений робота.

Традиционная форма представления моделей роботов с линейной кинематической цепью, рассмотренная в источнике [21], позволяет использовать стандартные методы и программное обеспечение для проведения дальнейших исследований и формирования алгоритмов управления роботом. Рассчитанные при различных внешних нагрузках на звенья исполнительного

механизма робота требуемые моменты и мощности, развиваемые приводами в степенях подвижности робота, могут стать основой для проектирования его системы приводов и подключения соответствующих элементов в единую сеть предприятий для обеспечения текущего контроля выполнения тех или иных производственных задач.

Часто для разработки интеллектуальных систем управления автономными роботами используются модели различных нейронных сетей [21; 22; 24], которые в общем виде рассмотрены выше. Так, в работах [21-24] в рамках интеллектуальной системы управления роботом использовалась трехмерная нейросеть. Общая структура таких интеллектуальных систем управления приведена на рис. 1.

Здесь планирующая подсистема представляет собой многоярусную нейронную сеть. За принятие решения о направлении движения аппарата на каждом элементарном шаге перемещения отвечает нейросеть Хопфилда, которая в структуре интеллектуальной системы управления представлена блоком «планирующая система». Структура соответствующего программного комплекса для моделирования системы нейросетевого интеллектуального управления роботом содержит:

модуль эмуляции сенсорной подсистемы – программная эмуляция модели, отвечает за получение данных о внешней среде;

модуль 3D-эмуляции внешней среды – предназначен для отображения внешней среды и взаимодействия робота с внешней средой;

модуль нейросетевого планирования – реализует описанные алгоритмы и отвечает за выбор направления перемещения робота на каждом шаге;

модуль формирования модели проходимости внешней среды – отвечает за интерпретацию данных о внешней среде, полученных от модуля эмуляции сенсорной системы, выделяя препятствия и свободные участки для формирования массива препятствий;

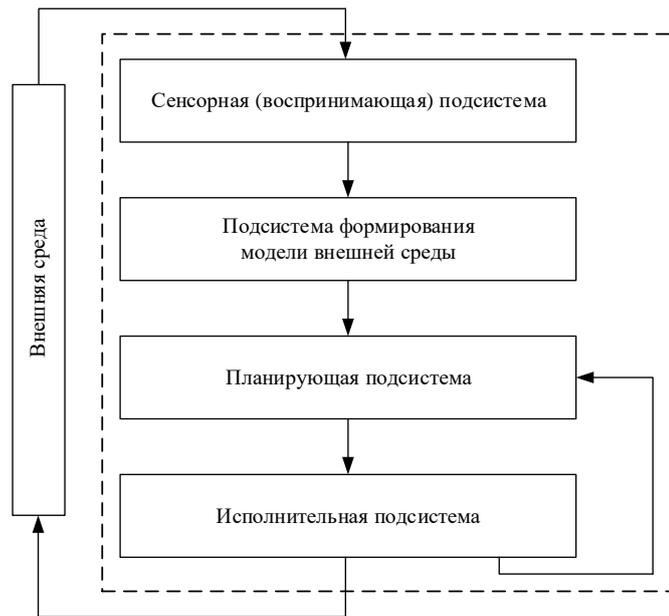


Рис. 1. Структура интеллектуальной системы управления роботом

ядро – отвечает за синхронизацию работы всех модулей и содержит интерфейс для подключения/отключения различных модулей системы.

Таким образом, приведенная структура интеллектуальной системы планирования и управления движением автономного аппарата (робота) позволяет составить общее представление о подобных интеллектуальных системах управления, в том числе промышленного назначения.

Проблема автоматизации производства в машиностроении представляет собой самостоятельный комплексный вопрос, решение которого в рамках построения смарт-предприятий на базе КФС с помощью математических моделей роботизированной техники позволит создать новое оборудование, усовершенствовать технологические процессы и системы организации производства и объединить эти системы в пределах сетевого пространства предприятия на базе ключевых параметров таких систем. Результатами этих нововведений могут стать улучшение условий труда, рост качества продукции, сокращение потребности в рабочей силе и систематическое повышение прибыли предприятий машиностроения [25].

Однако применение роботов на отечественных предприятиях промышленности хоть и имеет место, но только начинает развиваться. В настоящее время на машиностроительных предприятиях более широкое распространение получили автоматизированные системы производства и сборки деталей и машин, автоматизированные системы управления производственными процессами, которые по мере развития приобретают вид интеллектуальных производственных систем.

Математическое моделирование интеллектуальных производственных систем

Понятие интеллектуальной производственной системы (ИПС) сформировалось под влиянием растущих возможностей информационных технологий. Анализ этапов развития ИПС показывает, что основным элементом, формирующим их сущность, является компьютерная система управления. Помимо программного управления и интеграционных функций, ИПС решают задачи восприятия, распознавания и отображения информации, а также формирования управленческих решений по целесообразному поведению в различных ситуациях развития производственного

процесса. Основой функционирования данных элементов является математическая модель, а моделирование осуществляется с использованием компьютерной техники, поскольку требует значительных объемов вычислений.

Для моделирования интеллектуальных производственных систем используется широкий спектр математических моделей. Разнообразие оборудования и способов организации работ на машиностроительном предприятии требует многовариантного анализа технологических процессов и выбора наиболее эффективного в конкретном случае варианта структуры ИПС. В производственных системах такие операции, как установка-снятие заготовки со станка, подвод-отвод инструмента, обработка, контроль, представляют собой типичные функции, реализованные дискретными производственными процессами. Опыт моделирования этих процессов и различных типов дискретных событийных систем свидетельствует о том, что около 80% таких моделей основаны на теории систем массового обслуживания (СМО) [26].

В работе [27] автоматизированные производственные системы представлены в виде сетей многофазных одно- и многоканальных СМО без отказов с простейшей очередью обслуживания FIFO и ограниченным входным потоком заявок, который соответствует производственному плану. При этом множество технологических параметров автоматизированной производственной системы разбито на пересекающиеся подмножества, каждое из которых сведено ко времени обслуживания заявки в СМО. Продолжительность технологических процессов отображается вводом случайных временных задержек в приборы СМО, имитирующие оборудование автоматизированной производственной системы. Время изготовления каждого изделия определяется суммой

$$T_0 = \sum_{i=1}^N t_i + \sum_{j=2}^P t_j + \sum_{k=0}^Q t_k + \sum_{n=0}^S t_n,$$

где t_i – продолжительность каждой операции по обработке заготовки, включая время на ее установку/снятие;

N – общее количество операций, необходимых для изготовления детали;

t_j – продолжительность транспортировки заготовки между рабочими местами;

P – количество j -х перемещений заготовки;

Q – общее число простоев;

t_k – время ожидания заготовки перед рабочим местом или перед транспортировкой:

$$t_k = f(\lambda, t_i, n),$$

где λ – интенсивность поступления заявок;

n – количество параллельно работающих станков или транспортных средств;

t_n – прочее время простоев (внецикловые потери).

При этом вид транспортного средства и планировка участка задаются структурой СМО. Выходной поток представляют готовые изделия, а обслуживающие устройства имитируют соответственно транспортное средство и i -е рабочее место. Каждое такое S_i -устройство – это система массового обслуживания, в которой n параллельно работающих приборов St_i , отображающих станки, обслуживаются одним прибором T_i – роботом-манипулятором.

Для расчетов в таких сетях используется теория вероятностных сетей, основанная на марковских и полумарковских процессах [27], но большинство результатов получено только для экспоненциальных законов распределения. При количестве узлов сети больше трех для расчетов используются численные приближенные методы. В работе [28] для моделирования дискретной системы использован язык имитационного моделирования GPSS/H. Анализ времени прохождения динамических объектов в модели и времени занятости прибора при функционировании моде-

ли позволяет получить такие важные характеристики автоматизированной производственной системы, как производительность и степень использования оборудования.

Такие модели автоматизированных производственных систем, представленные в виде сетей многофазных одно- и многоканальных СМО, позволяют:

проводить сравнительную оценку вариантов автоматизации производственных систем и выбирать наиболее эффективный;

оценивать производительность автоматизированной системы при учете внецикловых потерь;

находить пути повышения степени использования оборудования путем согласования технологических операций во времени и пространстве;

выявлять и устранять «узкие места» в технологическом процессе;

выбирать наиболее подходящую структуру производственного процесса при проектировании.

В статье [28] рассматривается проблема модельно-ориентированного управления в ИПС, которая заключается в использовании широкого спектра компьютерных моделей на всех уровнях принятия решений. В работе [25] приводятся задачи, решением которых занимаются современные программные комплексы на производстве; представлено применение сетей Петри и компонентно-ориентированного подхода для моделирования, анализа и верификации технологического процесса сборки.

Аналогично в источнике [29] приведена задача, связанная с процессом симуляции и верификации результатов процесса сборки изделия. Система позволяет моделировать технологические процессы сборки, проводить верификацию сборочного процесса, анализировать собираемость изделия, оценивать производственные ресурсы, используемое оборудование, инструмент и приспособления, рассчитывать временные характеристики технологических операций сборки [30]. Такие системы, включенные в состав систем PLM (Product

Lifecycle Management – прикладное программное обеспечение для управления жизненным циклом продукции), тесно взаимодействуют с различными CAD системами (AutoCAD, T-flex CAD, SolidWorks, CATIA и др.), САПР ТП/САРР (системы автоматизированного проектирования технологических процессов/Computer-Aided Process Planning: ТехноПро, Вертикаль, Timeline), различными базами данных, PDM-системами (Product Data Management – системы управления данными об изделии: Simatic PDM, ENOVIA Smarteam и др.) [27].

В работе [31] изложен принцип формирования многоуровневых компьютерных моделей SCADA-систем (Supervisory Control And Data Acquisition – программно-аппаратный комплекс сбора данных и диспетчерского контроля), позволяющих с помощью математических моделей объектов управления определять, устанавливать и поддерживать в технологическом оборудовании предприятий промышленности экологически безопасные и экономически эффективные режимы функционирования с учетом накладываемых на них экологических и экономических ограничений.

В качестве реального объекта в таких SCADA-системах могут выступать как производственные процессы, реализуемые с помощью станков, конвейеров, различной робототехники и т.д., так и управленческие процессы на предприятиях машиностроения. SCADA-системы являются новейшим этапом в развитии автоматизированных систем управления технологическими процессами (АСУ ТП) в промышленности. Они представляют собой аппаратно-программные комплексы, осуществляющие сбор и передачу в компьютер данных первичных измерений наблюдаемых характеристик, их математическую обработку и визуализацию на экране компьютера, а также протоколирование процесса управления. SCADA-системы обладают дружественным интерфейсом пользователя, обеспечивают полноту и наглядность представляемой информации, доступность

«рычагов» управления, удобство пользования подсказками и справочной системой. С помощью реализованных в SCADA-системе компонентов диспетчер получает информацию на монитор компьютера и имеет возможность воздействовать на управляемые системы.

Современным направлением в развитии SCADA-систем является интеллектуализация процесса принятия управленческих решений. Под ней понимается его частичная или полная автоматизация, позволяющая в рамках заданных требований и ограничений определять управляющие воздействия на объект, носящие рекомендательный характер и выводимые на экран оператора SCADA-системы. Для этих целей находят широкое применение разнообразные математические модели, методы, экспертные системы с наборами моделей знаний и нейронные сети. Полученные результаты моделирования представляют собой управляющие воздействия и другие рекомендации, приводящие управляемые системы в найденный экологически безопасный и (или) экономически эффективный режим функционирования [31].

Предпосылки успешного применения математических моделей

Таким образом, разработанные к настоящему времени модели и методы описания и анализа основных процессов на машиностроительных предприятиях в рамках построения КФС систем охватывают различные инженерные и программные аспекты.

Основываясь на результатах проведенного анализа, можно рекомендовать к дальнейшему развитию и внедрению на предприятиях отечественного машиностроения модели стохастической геометрии, интерполяционные модели на регулярных решетках, методы кластерного анализа, модели искусственных нейронных сетей. Они могут применяться для решения задач контроля качества, прослеживания движения продукции, контроля наличия объектов, измерения их геометрических

размеров, сравнения с образцом, подсчета, идентификации и классификации объектов, отбраковки изделий, инспекции объектов с разных ракурсов, высокоточных измерений элементов (например, заготовок или отдельных деталей) и т.д. в автоматизированных системах на производствах.

Для решения задач автоматизации производства в машиностроении в рамках построения смарт-предприятий на базе КФС можно использовать математические модели искусственных нейронных сетей, марковские и полумарковские модели управления роботизированными платформами и т.д. Это позволит создавать новое оборудование, совершенствовать технологические процессы и систему организации производства, объединять эти системы в рамках сетевого пространства предприятия на базе ключевых формализованных параметров. Результатами таких нововведений могут стать улучшение условий труда, рост качества продукции, сокращение потребности в рабочей силе и систематическое повышение прибыли предприятий машиностроения.

Наряду с роботизированной техникой в рамках создания смарт-предприятий и объединения КФС в единую сеть предприятия в машиностроении актуальным является создание новых и развитие уже существующих автоматизированных систем производства и сборки деталей и машин, автоматизированных систем управления производственными процессами, интеллектуальных производственных систем. В рамках КФС такого класса рекомендуется формализация производственных процессов на базе сетей Петри, математических моделей теории систем массового обслуживания, имитационного моделирования, нейронных сетей и др.

КФС, основанные на математическом представлении производственных процессов на машиностроительных предприятиях, позволяют, например, моделировать технологические процессы сборки, проводить верификацию сборочного процесса, анализировать собираемость изделия, оценивать

Вставка

ПАО «Новокраматорский машиностроительный завод» («НКМЗ») является одним из крупнейших в Украине и мире заводов тяжёлого машиностроения. Для обеспечения эффективности производства сложной наукоемкой продукции в ПАО «НКМЗ» используется система управления жизненным циклом изделия в рамках единой информационной среды. Единая информационная среда функционирует на базе локальной сети завода с ограниченным выходом в интернет в рамках системы управления взаимоотношениями с клиентами и поставщиками (рис. 2).



Рис. 2. Система управления жизненным циклом продукции в рамках единой информационной среды в ПАО «НКМЗ»

На предприятии в силу специфики производства, уникальности конструкторских разработок заказов и наукоемкости производимой продукции ключевым звеном является интеллектуальный труд конструкторов, которые работают в рамках модуля инженерных расчетов и оптимизации CAE. Несмотря на обеспечение помощи конструкторам модулем CAE в решении различных инженерных задач в рамках расчётов с использованием оптимизационных математических моделей, анализа и симуляции физических процессов, результат интеллектуальной работы во многом зависит от человеческого фактора. В силу наукоемкости машиностроительного производства пока не существует альтернативы работе инженера-конструктора. Безусловно, это накладывает ограничения на внедрение концепции smart-индустрии в процесс производства машиностроительной продукции. Однако на НКМЗ в рамках отдельных процессов используются киберфизические системы, которые объединены общей базой данных на базе локальной сети предприятия. В работе управленческого и инженерного персонала технической базой таких систем являются персональные компьютеры, которыми снабжены рабочие места всех без исключения сотрудников. Технической базой производственного персонала (насколько это возможно в рамках выполняемых им функций) являются персональные компьютеры и станки с ЧПУ, которые подключаются к централизованной системе управления посредством заводской сети. Роботизированные системы для выполнения функций в ПАО «НКМЗ» пока не используются.

производственные ресурсы, используемое оборудование, инструмент и приспособления, рассчитывать временные характеристики технологических операций производства и т.д. При этом в рамках формализованных параметров математических моделей будет обеспечиваться взаимодействие в едином сетевом пространстве машиностроительного предприятия КФС с различными системами автоматизированного проектирования (САД-системами), автоматизированными системами технологической подготовки производства (САПР ТП/САРР), единой базой данных предприятия (Big Data), системами управления данными об изделии (PDM-системами) и др

В настоящее время рекомендуемые модели, за отдельными исключениями, ещё не нашли широкого применения в процессе функционирования машиностроительных предприятий Украины и часто не используются специалистами на практике. Это связано с общим отставанием отечественных производителей в технологиях, применяемых на производствах, и низким уровнем инновационного развития этих предприятий.

Как показывает опыт ряда отечественных и зарубежных компаний, а также оценки специалистов [5; 6; 33; 34], для внедрения и дальнейшего практического использования приведенных математических моделей в рамках создания КФС на предприятиях машиностроения с целью решения основных производственных задач необходимо выполнить ряд условий, а именно:

оценить потенциал, определить наличие КФС, уже созданных на предприятии и объединенных в единую информационную среду;

определить сферы/перечень необходимых дополнительных разработок новых и модернизации уже существующих КФС;

создать условия для продолжения текущей производственной деятельности во время модернизации основной производственной системы для обеспечения минимизации простоев;

подготовить необходимый персонал в области IT-технологий – переквалифицировать имеющийся рабочий штат, нанять квалифицированных специалистов в области IT-технологий, создать специализированные отделы автоматизации и информатизации;

получить соответствующее программное обеспечение – разработать / приобрести софт, обладающий дружественным интерфейсом и простотой в использовании и направленный на удовлетворение потребностей пользователей в рамках интеграции КФС;

организовать облачные хранилища или сервера данных, необходимые для обеспечения хранения большого количества данных (информации о заказах, программного обеспечения, производственных данных, данных управления предприятием и т.д.);

обеспечить широкополосную связь на предприятии – создать инфраструктуру связи, допускающую обмен информацией в гораздо больших объемах и высшего качества, чем это возможно в действующих сетях связи; обновленные сети должны обеспечивать надежность, качество обслуживания и повсеместную доступность полосы пропускания;

обеспечить контроль производственного процесса с помощью КФС; все данные, поступающие с датчиков, вводятся в модели виртуальных установок и имитационные модели (построенные на базе математических моделей в рамках основных параметров систем) и создают виртуальную копию реальных производственных процессов на предприятиях для получения необходимой информации без присутствия производстве;

обеспечить взаимосвязь КФС производственных процессов и систем управления предприятием. На данном уровне решаются вопросы планирования производственной мощности, производственного процесса, ресурсов, контроля процессов производства, качества конечной продукции и ее реализации;

обеспечить безопасность в рамках:

единой информационной системы предприятия – защиту данных в цифровых системах от неправомерного использования, несанкционированного доступа, модификации или уничтожения (пиратства, промышленного шпионажа путем внешнего вмешательства посредством IT-технологий и т.д.);

эксплуатации КФС человеком – отсутствие рисков и угроз для человека и окружающей среды в результате работы системы, что требует эксплуатационной безопасности (отказоустойчивости) и высокой степени надежности.

Выводы. Рассмотренные математические модели передовых машиностроительных технологий в соответствии с классами решаемых на производствах задач позволяют выполнять формализацию основных процессов для последующего использования параметров моделей в сетевом взаимодействии систем на смарт-предприятиях.

Наиболее перспективными для внедрения на предприятиях машиностроения являются модели искусственных нейронных сетей, что связано с широким спектром возможных решаемых задач, который включает моделирование машинного зрения, мехатронных и робототехнических систем, задач автоматизации производства, интеллектуальных производственных систем. Модели искусственных нейронных сетей выгодно отличаются от других моделей способностью к обучению и самонастраиванию, отказоустойчивостью и скоростью работы, что особенно важно для смарт-производств. Однако ограничением таких моделей является необходимость предварительного обучения сети независимо от решаемой задачи, что требует наличия достаточно большого количества данных по конкретным процессам на предприятии.

Для решения задач автоматизации производства в машиностроении в рамках построения смарт-предприятий актуальным также является использование марковских и полумарковских моделей, мате-

матических моделей теории систем массового обслуживания, сетей Петри для описания производственных процессов. Использование таких моделей позволяет создавать новое оборудование, совершенствовать технологические процессы и систему организации производства и объединять эти системы в рамках сетевого пространства предприятия на базе ключевых формализованных параметров. Ограничением таких моделей выступает тот факт, что состояния систем в них являются непосредственно наблюдаемыми, т.е. каждый процесс выделяется в отдельное состояние системы при математическом моделировании. Это может приводить к неоправданному увеличению количества состояний системы и излишнему нагромождению параметров в моделях. Однако при грамотном подходе указанные модели находят применение для описания производственных процессов и неплохо зарекомендовали себя при выявлении и устранении «узких мест» в технологических процессах, выборе наиболее подходящей структуры производственного процесса при проектировании, оценке производительности автоматизированной системы и др.

В результате математического моделирования передовых машиностроительных технологий на смарт-предприятиях в рамках формализованных параметров математических моделей будет обеспечиваться взаимодействие КФС в едином сетевом пространстве с различными системами автоматизированного проектирования (CAD-системами), автоматизированными системами технологической подготовки производства (САПР ТП/СAPP), единой базой данных предприятия (Big Data), системами управления данными об изделии (PDM-системами), SCADA-системами производственных и управленческих процессов и др. Поэтому важной для обеспечения перехода промышленных предприятий к смарт-производству является необходимость создания соответствующих условий, а именно: подготовка квалифицированного персонала в области IT-технологий, наличие соответствующего программного обеспе-

чения, организация облачных хранилищ или серверов данных, обеспечение широкополосной связи, организация взаимосвязи КФС производственных процессов и систем управления предприятиями, обеспечение безопасности в рамках единой информационной системы предприятия и эксплуатации КФС.

В целом рассмотренные подходы к моделированию передовых машиностроительных технологий для создания смарт-предприятий требуют учета специфики производства, структуры предприятия, используемых новых технологий, степени автоматизации процессов производства и управления, уже созданных на предприятии киберфизических «островов» и т.д. В этой связи перспективными направлениями дальнейших исследований являются совершенствование и адаптация приведенных моделей и соответствующих подходов к их реализации для использования на конкретных предприятиях машиностроения в процессе внедрения концепции Индустрии 4.0 в отечественное промышленное производство.

Литература

1. Jeschke S., Brecher C., Song H., Rawat D. B. *Industrial Internet of Things. Cybermanufacturing Systems*. Herausgeber: Springer International Publishing Switzerland, 2017. 715 p.
2. Вишневецкий В. П., Князев С. И. Smart-промышленность: перспективы и проблемы. *Экономика Украины*. 2017. № 7. С. 22-37.
3. Барьеры и перспективы ИИТ и Индустрии 4.0. *Асоціація Підприємств Промислової Автоматизації України*. URL: <http://appau.org.ua/Baryery-i-perspectivy-PoT-i-Idustryi-4-0.html> (Дата обращения 27.10.2017).
4. Digital IIoT report. *CFE Media*. URL: <http://bt.e-ditionsbyfry.com/publication/?i=320036#.html> (Дата обращения 28.10.2017).
5. Кузнецов Д. А., Чернышев М. А., Овчинникова В. А., Ротарь Д. Ю., Комельских И. С. Интеграция Индустрии 4.0 в промышленность. *Интеллектуальный потенциал XXI века: ступени познания*. 2016. № 35. С. 30-35.
6. Emerging Global Trends in Advanced Manufacturing. *Institute for Defense Analyses. IDA Paper*. March 2012. P. 4603.
7. Weyrich M. Evaluation of Information Technology for «Industrie 4.0». *Production systems*. URL: https://www.ias.uni-stuttgart.de/dokumente/vortraege/2016-09-25_Nokia-Lectures_IT-Evaluation_I40_Prof_Weyrich.pdf. (Дата обращения 28.10.2017).
8. Camarinha-Matos L. M., Parreira-Rocha M., Ramezani J. eds. Technological Innovation for Smart Systems: 8th IFIP WG 5.5/SOCOLNET. *Advanced Doctoral Conference in Computing, Electrical and Industrial Systems: DoCEIS 2017* (Costa de Caparica, Portugal, May 3-5, 2017). IFIP International Federation for Information Processing: Springer, 2017. 448 p.
9. Madykh A.A., Okhten O.O., Davsiv A.F. Analysis of the world experience of economic and mathematical modeling of smart enterprises. *Economy of Industry*. 2017. № 4 (80). pp. 19-46. doi: <http://doi.org/10.15407/econindustry2017.04.019>
10. Системы технического зрения. Компания «Малленом Системс». URL: <http://www.mallenom.ru/resheniya/pootrasliam/html> (Дата обращения 16.11.2017).
11. Васильев П. В. Моделирование пространственных структур методами стохастической геометрии. *Научные ведомости БелГУ. Сер. Информатика и прикладная математика*. 2006. № 1 (21), вып. 2. С. 92-103.
12. Кендал М., Морган П. Геометрические вероятности. Пер. с англ. Р.В. Амбарцумян. М.: Наука, 1972. 192 с.
13. Сантало Л. Интегральная геометрия и геометрические вероятности. Пер. с англ. В.М. Максимова. М.: Наука, 1983. 360 с.
14. Hilliard J. E., Lawson L. R. *Stereology and Stochastic Geometry: computational Imaging and Vision*. Springer, 2003. 512 p.
15. Васильев И. Л., Сидоров Д. Н. Приложение кластерного анализа к автоматическому распознаванию дефектов.

Проблемы управления. 2007. № 4. С. 36-42. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/prilozhenie-klasternogo-analiza-k-avtomati-cheskomu-raspoznavaniyu-defektov.html> (Дата обращения 20.09.2017).

16. Еремин Д. М., Гарцеев И. Б. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. М.: МИРЭА, 2004. 75 с.

17. Stich T. J., Sporre J. K., Velasco T. The Application of Artificial Neural Networks to Monitoring and Control of an Induction Hardening Process. *Journal of Industrial Technology*. 2000. № 16 (1). P. 1-11.

18. Viharos Zs., Monostori L. Intelligent, Quality-Oriented Supervisory Control of Manufacturing Process and Process Chains. *Intelligent, quality-oriented supervisory control of manufacturing processes and process chains: DYCOMANS Workshop (Bled-Slovenia, 12-14 May, 1999)*. Slovenia. P. 129-134.

19. Ковальчук А. К. Разработка математической модели исполнительного механизма роботизированного манекена. *Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации*. 2011. № 168. С. 103-109. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-matematicheskoy-modeli-ispolnitelnogo-mehanizma-robotizirovannogo-manekena.html> (Дата обращения 2.09.2017).

20. Ковальчук А. К., Кулаков Д. Б., Семенов С. Е. Математическое описание кинематики и динамики исполнительных механизмов роботов с древовидной кинематической структурой. *Известия вузов. Машиностроение*. 2008. № 11. С. 13-24.

21. Самарин А.И. Нейросетевые модели в задачах управления поведением робота. «Лекции по нейроинформатике» по материалам Школы – семинара «Современные проблемы нейроинформатики». URL: <https://www.niisi.ru/iont/ni/Library/Lectures/LectsALL-2001.pdf> (Дата обращения 22.09.2017).

22. Пшихопов В. Х., Чернухин Ю. В., Федотов А. А., Гузик В. Ф., Медведев М. Ю. и др. Разработка интеллектуальной системы управления автономного подводного

аппарата. *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. 2014. № 3 (152). С. 87-101. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-intellektualnoy-sistemy-upravleniya-avtonomnogo-podvodnogo-apparata.html> (Дата обращения 22.09.2017).

23. Гришин К. А. Модель роботизированной платформы как ординарный полумарковский процесс. *Известия ТулГУ. Технические науки*. 2016. Вып. 9. С. 70-76. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/model-robotizirovannoy-platforny-kak-ordinarnyy-polumarkovskiy-protsess.html> (Дата обращения 28.09.2017).

24. Попов А. В., Момот М. А., Сергеев Е. С. Разработка системы верификации и моделирования технологического процесса сборки. *Авиационно-космическая техника и технология*. 2016. № 2 (129). С. 87-98. URL: <http://www.khai.edu/csp/nauchportal/Arhiv/AKTT/2016/AKTT216/PopovAV.pdf.html> (Дата обращения 30.09.2017).

25. Бархоткин В. А. Обработка изображений для идентификации наземной обстановки мобильными роботизированными комплексами. *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. 2014. № 3 (152). С. 77-86. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/obrabotka-izobrazheniy-dlya-identifikatsii-nazemnoy-obstanovki-mobilnymi-robotizirovannymi-kompleksami.html> (Дата обращения 3.10.2017).

26. Клейнрок Л. Теория массового обслуживания. М.: Машиностроение, 1979. 432 с.

27. Зиновьев В. В., Кочетков В. Н. Опыт имитационного моделирования сложных производственных систем. *Вычислительные технологии*. 2008. Специальный выпуск № 5, Т. 13. С. 51-55. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/opyt-imitatsionnogo-modelirovaniya-slozhnyh-proizvodstvennyh-sistem.html> (Дата обращения 30.12.2017).

28. Литвинов В. В., Казимир В. В. Модельно-ориентированное управление как стратегия функционирования интел-

лектуальных производственных систем. *Математичні машини і системи*. 2004. № 4. С. 143-156. URL: http://www.immsp.kiev.ua/publications/articles/2004/2004_4/Kazymur_04_2004.pdf.pdf (Дата обращения 30.12.2017).

29. North M. J., Howe T. R., Collier N. T. A Declarative Model Assembly Infrastructure for Verification and Validation. *Advancing Social Simulation: The First World Congress*, 2007. P. 129-140

30. Bergstra J. A. Real time Process Algebra. *Formal Aspects of Computing*. 1991. Vol. 3. P. 142-188.

31. Дмитриев В. М., Ганджа Т. В. Принцип формирования многоуровневых компьютерных моделей SCADA-систем для управления сложными технологическими объектами. *Моделирование систем*. 2013. № 2 (36). С. 24-35.

32. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей = The Essence of Neural Networks First Edition. М.: Вильямс, 2001. 288 с.

33. Система управления производством на предприятии ФЭД. *Кейс-стади «Индустрия 4.0»*. URL: <https://industry4-0-ukraine.com.ua/smart-factory/.html> (Дата обращения 27.02.2018).

34. The Enterprise AI Promise: Path to Value. SAS. URL: https://www.sas.com/content/dam/SAS/e1_gr/doc/research1/ai-survey-2017.pdf (Дата обращения 17.03.2018).

References

1. Jeschke, S., Brecher, C., Song, H., & Rawat D. (2017) Industrial Internet of Things. Cybermanufacturing Systems. Herausgeber: Springer International Publishing Switzerland.

2. Vishnevsky, V. P., & Knyazev, S. I. (2017) Smart-industry: prospects and problems. *Economy of Ukraine*, 7, pp. 22-37 [in Ukrainian].

3. Barriers and perspectives of the IIoT and the Industry 4.0 (2017, October). *Association of Industrial Automation Enterprises of Ukraine*. Retrieved from <http://appau.org.ua/Baryery-i-perspektivy-IIoT-i-Industryi-4-0> [in Ukrainian].

4. Digital IIoT report (2017, October). *CFE Media*. Retrieved from <http://bt.editionsbyfry.com/publication/?i=320036#> [in Ukrainian].

5. Kuznetsov, D. A., Chernyshev, M. A., Ovchinnikova, V. A., Rotar, D. Yu., & Komel'skih, I. S. (2016). Integration of Industry 4.0 into the industry. *Intellectual potential of the XXI century: the stage of knowledge*, 35, pp. 30-35 [in Russian].

6. Emerging Global Trends in Advanced Manufacturing (2012, March). *Institute for Defense Analyses. IDA Paper*, 4603.

7. Weyrich, M. Evaluation of Information Technology for «Industrie 4.0» (2017, October). *Production systems*. Retrieved from https://www.ias.uni-stuttgart.de/dokumente/vortraege/2016-09-25_Nokia-Lectures_IT-Evaluation_I40_Prof_Weyrich.pdf

8. Camarinha-Matos, L. M., Parreira-Rocha, M., & Ramezani, J. eds. (2017, May). Technological Innovation for Smart Systems: 8th IFIP WG 5.5/SOCOLNET. *Advanced Doctoral Conference in Computing, Electrical and Industrial Systems: DoCEIS 2017* (pp. 408-448). Costa de Caparica, Portugal: IFIP International Federation for Information Processing, Springer.

9. Madykh, A. A., Okhten, O. O., & Dasiv, A. F. (2017). Analysis of the world experience of economic and mathematical modeling of smart enterprises. *Econ. promisl.*, 4 (80), pp. 19-46. doi: 105.15407/ econindustry2017.04.019

10. Systems of technical sight (2017, November). The company "Mullenom Systems". Retrieved from <http://www.mallenom.ru/resheniya/po-otras-liam/> [in Russian].

11. Vasilyev, P. V. (2006). Modeling of spatial structures by stochastic geometry methods. *Scientific bulletins of BelSU. Ser. Informatics and applied mathematics*, 1 (21), Issue 2, pp. 92-103 [in Russian].

12. Kendal, M., & Morgan, P. (1972). *Geometric Probabilities* (R.W. Hambarzumyan, Trans.). Moscow: Nauka [in Russian].

13. Santalo, L. (1983). Integral geometry and geometric probabilities. (V. M.

Maksimov, Trans.). Moscow: Nauka [in Russian].

14. Hilliard, J. E., & Lawson, L. R. (2003). *Stereology and Stochastic Geometry: computational Imaging and Vision*. Springer.

15. Vasiliev, I. L., & Sidorov, D. N. (2007). Application of cluster analysis to automatic recognition of defects. *Problems of management*, 4, pp. 36-42. Retrieved from <http://cyberleninka.ru/article/n/prilozhenie-klaster-nogo-analiza-k-avtomaticheskomu-raspoznavaniyu-defektov> [in Russian].

16. Eremin, D. M., & Gartseev, I. B. (2004). Artificial neural networks in intelligent control systems. Moscow: MIREA [in Russian].

17. Stich, T. J., Sporre, J. K., & Velasco T. (2000). The Application of Artificial Neural Networks to Monitoring and Control of an Induction Hardening Process. *Journal of Industrial Technology*, 16 (1), pp. 1-11.

18. Viharos, Zs., & Monostori, L. (1999, May). Intelligent, Quality-Oriented Supervisory Control of Manufacturing Process and Process Chains. *Intelligent, quality-oriented supervisory control of manufacturing processes and process chains* (pp. 129-134). Slovenia: DYCOMANS Workshop.

19. Kovalchuk, A. K. (2011). Development of a mathematical model of the executive mechanism of a robotic dummy. *Scientific Bulletin of the Moscow State Technical University of Civil Aviation*, 168, pp. 103-109 [in Russian].

20. Kovalchuk, A. K., Kulakov, D. B., & Semenov, S.E. (2008). Mathematical description of the kinematics and dynamics of the executive mechanisms of robots with a tree-like kinematic structure. *Proceedings of high schools. Mechanical engineering*, 11, pp. 13-24 [in Russian].

21. Samarin, A. I. (2017, September). Neural network models in robot behavior control problems. *"Lectures on Neuroinformatics" based on the materials of the School – seminar "Modern Problems of Neuroinformatics"*. Retrieved from <https://www.niisi.ru/iont/ni/Library/Lectures/LectsALL-2001.pdf> [in Russian].

22. Pshikhopov, V. Kh., Chernukhin, Yu. V., Fedotov, A. A., Guzik, V. F., & Medvedev, M. Yu. (2014). Development of an intelligent control system for an autonomous underwater vehicle. *Izvestiya Southern Federal University. Technical science*, 3 (152), pp. 87-101 [in Russian].

23. Grishin, K. A. (2016). The model of the robotic platform as an ordinary semi-Markov process. *Proceedings of Tula State University. Technical science*, 9, pp. 70-76 [in Russian].

24. Popov, A. V., Momot, M. A., & Sergeev, E. S. (2016) Development of a verification system and simulation of the technological assembly process. *Aerospace engineering and technology*, 2 (129), pp. 87-98 [in Russian].

25. Barkhotkin, V. A. (2014). Image processing for identification of ground conditions by mobile robotic complexes. *Izvestiya Southern Federal University. Technical science*, 3(152), pp. 77-86 [in Russian].

26. Kleinrok, L. (1979) *Queuing theory*. M.: Mechanical Engineering [in Russian].

27. Zinoviev, V. V., & Kochetkov, V. N. (2008). Experience in simulation modeling of complex production systems. *Computational technologies*, 5(13), pp. 51-55 [in Russian].

28. Litvinov, V. V., & Kazimir, V. V. (2004). Model-oriented management as a strategy for the operation of intelligent production systems. *Mathematical machines and systems*, 4, pp. 143-156 [in Russian].

29. North, M. J., Howe, T. R., & Collier, N. T. (2007). A Declarative Model Assembly Infrastructure for Verification and Validation. *Advancing Social Simulation: The First World Congress*, pp. 129-140.

30. Bergstra, J. A. (1991). Real time Process Algebra. *Formal Aspects of Computing*, 3, pp. 142-188.

31. Dmitriev, V. M., & Gandzha, T. V. (2013). The principle of formation of multi-level computer models of SCADA-systems for managing complex technological objects. *Modeling of systems*, 2(36), pp. 24-35 [in Russian].

32. Callan, R. (2001). Basic concepts of neural networks = The Essence of Neural Networks First Edition. Moscow: Williams [in Russian].

33. Production management system at the FED enterprise (2018, February). Case study "Industry 4.0". Retrieved from

<https://industry4-0-ukraine.com.ua/smart-factory/> [in Russian].

34. The Enterprise AI Promise: Path to Value (2018, October). SAS. Retrieved from https://www.sas.com/content/dam/SAS/el_gr/doc/research1/ai-survey-2017.pdf [in Russian].

Олександр Федорович Тарасов,

доктор тех. наук, проф.

Донбаська державна машинобудівна академія
84313, Україна, м. Краматорськ, вул. Академічна, 72.

E-mail: alexandrtar50@gmail.com.

Світлана Сергіївна Турлакова,

канд. екон. наук, доцент

Інститут економіки промисловості НАН України
03057, Україна, м. Київ, вул. Желябова, 2

E-mail: svetlana.turlakova@gmail.com

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОВІДНИХ МАШИНОБУДІВНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ СМАРТ-ПІДПРИЄМСТВ: ОГЛЯД ПІДХОДІВ І ШЛЯХИ ВПРОВАДЖЕННЯ

Визначено ключові особливості розвитку концепції Індустрії 4.0 на підприємствах машинобудування. Виконано аналіз математичних моделей за класами типових задач для використання в побудові смарт-підприємств у машинобудівній галузі.

Встановлено, що в процесі забезпечення інноваційного розвитку підприємств машинобудування в рамках концепції необхідне використання математичних моделей, що відповідають технологіям машинного зору, роботизованої техніки, автоматизованих та інтелектуальних систем виробництва й управління в рамках кіберфізичних систем на підприємствах. Такі кіберфізичні системи мають бути пов'язані із зовнішнім світом через датчики і виконавчі механізми, отримувати потоки даних із фізичного світу, встановлювати і безперервно оновлювати віртуального близнюка фізичного світу і включати можливість взаємодії в реальності за інструкцією з віртуальної сфери. Це дозволить забезпечити можливість спільної роботи, адаптації та розвитку всіх систем підприємства для поліпшення умов праці, підвищення якості продукції, скорочення потреби в робочій силі та підвищення ефективності виробництва підприємств машинобудування.

Упровадження наведених класів математичних моделей у рамках кіберфізичних систем необхідно здійснювати відповідно до інновацій на машинобудівних підприємствах, які забезпечать автоматизацію ручної праці, оновлення вже використовуваних інноваційних технологій і об'єднання їх у єдиному інформаційному просторі. Наведені моделі потребують адаптації та подальшого розвитку згідно з тими інноваційними рішеннями, які визначить керівництво конкретних машинобудівних підприємств залежно від специфіки підприємства.

Наведено рекомендації керівникам машинобудівних підприємств щодо використання математичних моделей у процесі впровадження концепції Індустрії 4.0.

Ключові слова: математична модель, моделювання, підприємство, кіберфізична система, смарт-підприємство, машинобудування, промисловість, Індустрія 4.0.

JEL: C60, C63, L00, L60, O30

Oleksandr F. Tarasov,

Doctor of Technical

Donbass State Engineering Academy

84313, Ukraine, Kramatorsk, 72 Academichna Str.,

E-mail: alexandrtar50@gmail.com

Svetlana S. Turlakova,

PhD in Economics

Institute of Industrial Economics of NAS of Ukraine

03057, Ukraine, Kyiv, 2 Gelabov Str.,

E-mail: svetlana.turlakova@gmail.com

MATHEMATICAL MODELLING OF ADVANCED ENGINEERING TECHNOLOGIES FOR SMART ENTERPRISES: AN OVERVIEW OF APPROACHES AND WAYS OF IMPLEMENTATION

The key features of the concept of Industry 4.0 development at the enterprises of machine-building industry were singled out. The analysis of mathematical models on classes of typical tasks for use at the construction of smart enterprises in the machine-building industry were carried out. It was determined, that in the process of ensuring the innovative development of machine-building enterprises within the Industry 4.0 framework it is necessary to use mathematical models, appropriate to machine vision technologies, robotic equipment, automated and intelligent production and control systems within the framework of enterprises' cyberphysical systems.

Such cyberphysical systems should be connected to the outside world through sensors and actuators, receiving data streams from the physical world, establishing and continuously updating the virtual twin of the physical world and including the possibility of interaction in reality according to instructions from the virtual sphere. This will allow ensuring the possibility of joint work, adaptation and development of all enterprise's systems to improve working conditions, product quality, reduce labour requirements and increase the efficiency of manufacturing process of machine-building enterprises. The introduction of the above classes of mathematical models within the framework of cyberphysical systems must be carried out according to innovations in machine-building enterprises, which will ensure the automation of manual labour, the renewal of the already used innovative technologies and their unification in a single information space. The resulted models demand adaptation and the further development according to those innovative decisions, which will define a management of specific machine-building enterprises, depending on the specificity of the enterprise.

Recommendations were given to the heads of machine-building enterprises on the use of mathematical models in the process of introducing the concept of smart-enterprises in the Ukrainian machine-building industry. Prospective directions of research were outlined in the paper.

Keywords: mathematical model, modeling, enterprise, cyber-physics system, smart enterprise, machine-building, industry, Industry 4.0.

JEL: C60, C63, L00, L60, O30

Форматы цитирования:

Тарасов О. Ф., Турлакова С. С. Математическое моделирование передовых машиностроительных технологий для смарт-предприятий: обзор подходов и пути внедрения. *Экономика промышленности*. 2018. № 3 (83). С. 57-75. doi: <http://doi.org/10.15407/econindustry2018.03.057>

Tarasov, O. F., & Turlakova, S. S. (2018). Mathematical modelling of advanced engineering technologies for smart enterprises: an overview of approaches and ways of implementation. *Econ. promisl.*, 3 (83), pp. 57-75. doi: <http://doi.org/10.15407/econindustry2018.03.057>

Представлена в редакцию 13.08.2018 г.