

СИНТЕЗ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ С ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ МОДЕЛЬЮ ГРУППОЙ СПЕЦИАЛИСТОВ РАЗЛИЧНОГО ПРОФИЛЯ

© 2022 М. Ю. Рябчиков✉, Е. С. Рябчикова

*Магнитогорский государственный технический университет им. Г. И. Носова
пр. Ленина, 38, 455000 Магнитогорск, Российская Федерация*

Аннотация. Работа направлена на систематизацию решения задачи выбора структуры прогнозирующей модели, используемой при управлении. Во вводной части работы рассмотрены подходы к моделированию, основанные на требованиях и на данных. Рассмотрены распространенные способы уменьшения влияния на качество управления смещения прогноза модели. Показано, что быстрые изменения состояния процесса требуют обратить внимание на проблемы самой модели. Проблемы обусловлены свойствами ретроспективных данных о технологическом процессе в условиях возмущений. В работе рассмотрена проблема человеческого фактора при структурной идентификации моделей, обусловленная привлечением специалистов разных направлений к процессу синтеза системы управления и самой модели. При этом допускается, что выполнение работ специалистами может осуществляться асинхронно в течение разных временных интервалов. С учетом этого определены этапы деятельности специалистов при синтезе прогнозирующих моделей в контексте концепций цифровых двойников и холонического управления. Предложенные этапы деятельности демонстрируют антагонизм подходов к моделированию основанных на данных и на требованиях и определяют пути согласования свойств модели с целями моделирования. В заключительной части приведены два примера, демонстрирующие применение подхода основанного на данных в ситуациях, когда использование подхода основанного на требованиях затруднено. В примерах рассмотрен процесс совершенствования модели и согласования с задачами управления. Первый пример посвящен задаче управления качеством железорудного агломерата. Во втором примере рассматривается управление температурой стальной полосы при горячем оцинковании.
Ключевые слова: прогнозирующая модель, структурная идентификация, имитационное моделирование, человеческий фактор, цифровые двойники, холоническое управление, большие данные.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время модельное упреждающее управление используется для решения задач в самых разных сферах деятельности. Согласно [1], его применение может быть обусловлено запаздыванием, сильной нелинейностью, наличием многосвязанных систем управления и другими особенностями. Системы упреждающего управления позволяют сформировать воздействия на объект до появления отклика объекта на возмущения.

Подобные системы могут не иметь альтернативы, если управление по состоянию объекта с обратной связью неспособно предотвратить нежелательные последствия возмущений. Авторы [2] указывают, что в сферах архитектуры, строительства, при решении инженерных задач и управлении операциями моделирование наиболее широко применяется при прогнозировании и симуляции.

Как правило, управление с прогнозирующими моделями предполагает наличие точной модели процесса [1]. При синтезе метода упреждающего управления часто изначально предполагается, что модель удовлетворяет некоторым требованиям. Это позволяет рас-

✉ Рябчиков Михаил Юрьевич
e-mail: mr_mgn@mail.ru



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

сма­три­вать за­дачу син­теза ме­то­да управ­ле­ния изо­ли­ро­ван­но от за­дачи син­теза мо­де­ли. Примечате­лен рет­ро­спек­тив­ный обзор [3] раз­ви­тия си­стем уп­ре­жда­юще­го управ­ле­ния. Не­смот­ря на по­дроб­ное опи­са­ние раз­ви­тия и клас­си­фи­ка­цию ме­то­дов, ос­но­ван­ных на ис­поль­зо­ва­нии мо­де­ли, про­бле­мы вы­бо­ра ви­да мо­де­ли и ее на­строй­ки не упо­ми­на­ют­ся.

В [4] об­суж­да­ет­ся про­ти­во­по­лож­ная тен­ден­ция в про­гноз­ной ана­ли­ти­ке, ко­то­рая со­пря­же­на с чрез­мер­ной ролью эм­пи­ризма в соз­да­нии ме­то­дов и те­о­рий. Ав­то­ры ука­зы­ва­ют, что ча­сто ис­сле­ду­ют­ся су­ще­ст­вую­щие дан­ные, вме­сто то­го, что­бы сфор­му­ли­ро­вать во­прос о том, ка­кие дан­ные не­об­хо­ди­мы.

Ав­то­ры ря­да ра­бот [5, 6] ука­зы­ва­ют на це­ле­со­об­ра­з­ность бо­лее пол­ной ин­те­гра­ции ус­и­лий спе­ци­а­ли­стов в об­ла­сти управ­ле­ния и оп­ти­ми­за­ции, кон­цеп­ту­аль­но­го мо­де­ли­ро­ва­ния и ма­шин­но­го обу­че­ния. В [6] от­ме­ча­ет­ся, что со­гласо­ван­ность де­я­тель­но­сти в раз­лич­ных сфе­рах дол­жна бы­ть вза­им­ной. Со­глас­но [7], под­хо­ды к мо­де­ли­ро­ва­нию мож­но под­раз­де­лить на под­ход, ос­но­ван­ный на дан­ных и под­ход, ос­но­ван­ный на тре­бо­ва­ни­ях. В под­хо­дах, ос­но­ван­ных на тре­бо­ва­ни­ях, при про­ек­ти­ро­ва­нии мо­де­ли учи­ты­ва­ют­ся тре­бо­ва­ния за­да­чи, а во­про­сы на­строй­ки мо­де­ли рас­сма­три­ва­ют по­сле ее про­ек­ти­ро­ва­ния.

Сле­ду­ет учи­ты­вать, что под­ход, ко­гда раз­ра­ба­ты­ва­е­мые ме­то­ды предъ­яв­ля­ют стро­гие тре­бо­ва­ния к ис­ход­ным дан­ным, на прак­ти­ке мож­ет бы­ть за­труд­нен. При­чи­на­ми это­го яв­ля­ют­ся:

1. Боль­шие за­тра­ты на мо­дер­ни­за­цию си­стем кон­тро­ля про­цес­са.
2. За­дер­жка из-за не­об­хо­ди­мо­сти по­вто­р­но­го сбо­ра дан­ных о про­цес­се.
3. Уп­ре­жда­юще­е управ­ле­ние мож­ет по­вы­сить эф­фек­тив­ность про­цес­са, но не яв­ля­ет­ся prin­ци­пи­аль­но не­об­хо­ди­мым.

Ука­зан­ные при­чи­ны де­ла­ют це­ле­со­об­ра­з­ным из­вле­че­ние вы­го­ды из тех дан­ных о про­цес­се, ко­то­рые уже бы­ли так или ина­че на­ко­п­ле­ны. Вслед­ствие это­го при­ме­не­ние ме­то­дов управ­ле­ния, на­кла­ды­ва­ю­щих ог­ра­ни­че­ния на свой­ства ис­ход­ных дан­ных, мож­ет бы­ть за­труд­не­но. При соз­да­нии мо­де­ли не­об­хо­ди­мо

учи­ты­вать осо­бен­но­сти уже име­ю­щих­ся дан­ных о про­цес­се.

Мо­де­ли, ис­поль­зу­е­мые при уп­ре­жда­юще­м управ­ле­нии, мож­но под­раз­де­лить на два ви­да: мо­де­ли про­цес­са и мо­де­ли вре­мен­но­го (или со­бы­тий­но­го) ря­да. Мо­де­ли вре­мен­но­го ря­да не да­ют ин­тер­пре­та­цию при­чин, обу­слав­ли­ва­ю­щих воз­ник­но­ве­ние тех или ина­х со­сто­я­ний про­цес­са. Та­кие мо­де­ли пред­на­зна­че­ны для эк­стра­по­ля­ции со­сто­я­ния про­цес­са во вре­ме­ни. Мо­де­ли это­го ви­да не­эф­фек­тив­ны в си­ту­а­ци­ях, где на­блю­да­е­мое со­сто­я­ние про­цес­са мож­ет из­ме­нить­ся бы­стро (на­при­мер, скач­ко­об­раз­но). Для про­гно­за по­след­ствий воз­дей­ст­вий на про­цес­сы, со­сто­я­ние ко­то­рых мож­ет из­ме­нить­ся бы­стро, нуж­ны мо­де­ли про­цес­са.

Выбор струк­ту­ры мо­де­ли обыч­но про­из­во­дит­ся с уче­том свой­ств экс­пе­ри­мен­таль­ных дан­ных. Так, в [4] вво­дит­ся этап пред­варитель­ной об­ра­бот­ки дан­ных, ко­то­рый пред­по­ла­га­ет вы­пол­не­ние дей­ст­вий, не­об­хо­ди­мых для ре­ше­ния про­блем с ка­че­ством дан­ных. При этом к эта­пу пред­варитель­ной об­ра­бот­ки дан­ных ав­то­ры от­но­сят и вы­бор струк­ту­ры мо­де­ли, клю­че­вым ас­пек­том ко­то­ро­го яв­ля­ет­ся точ­ность про­гно­зи­ро­ва­ния. При про­бле­мах вы­бор­ки дан­ных пред­по­че­ние ча­сто от­да­ют упрощен­ным мо­де­лям, ко­то­рые при­бли­жен­но пред­став­ля­ют из­вест­ные за­ко­но­мер­но­сти. Та­кие мо­де­ли мо­гут упрощать фак­ти­че­скую дей­стви­тель­ность, что мож­ет по­слу­жить при­чи­ной оши­бок про­гно­за.

Для про­ти­во­дей­ствия про­бле­мам вы­бор­ки ис­поль­зу­ют раз­лич­ные ме­то­ды. Так, ме­то­ды сэм­плин­га (от­бо­ра дан­ных) в вы­бор­ку, как пра­ви­ло, на­прав­ле­ны на ус­тра­не­ние дис­ба­лан­са ме­жду ма­жори­тар­ными и ми­но­ри­тар­ными клас­са­ми дан­ных. Ав­то­ры [8] ука­зы­ва­ют на то, что ме­то­ды и кри­те­рии ма­те­ма­ти­че­ской ста­ти­сти­ки не­эф­фек­тив­ны из-за вы­со­кой раз­мер­но­сти боль­ших дан­ных. По­это­му пред­ла­га­ет­ся оце­ни­вать груп­пи­ро­ван­ные дан­ные. Од­на­ко не­яс­но, к ка­ким по­след­ствиям мож­ет при­ве­сти груп­пировка дан­ных при не­оп­ре­де­лен­ных свой­ствах не­из­вест­ных воз­дей­ст­вий. В [5] ука­зы­ва­ет­ся три про­бле­мы об­ра­бот­ки боль­ших дан­ных: дан­ные хранят

информацию о процессе в условиях неизвестных возмущений; высокие вычислительные затраты; проблемы объединения данных разных источников.

Понятие возмущений может трактоваться широко, и, согласно [3], предполагает не только воздействия внешней среды, но и изменение параметров объекта, непостоянство степени соответствия принятой модели объекта его поведению, и другие факторы. При этом возмущения можно подразделить на известные (контролируемые) и неизвестные. Наличие неизвестных возмущений может предполагать отсутствие информации о полном наборе свойств объекта, которые подвержены возмущениям. При этом неясно, являются ли причиной изменения состояния объекта неизвестные внешние воздействия или изменение параметров объекта. Исходя из структуры модели объекта, может быть предложен набор параметров и сигналов, которые потенциально могут быть подвержены воздействию возмущений.

Согласно [1], неточности модели процесса и неизвестные возмущения могут приводить к смещению прогноза, осуществленного с применением нелинейной модели. Для повышения точности прогноза модель процесса дополняют моделью временного ряда.

В настоящее время в развитии методов упреждающего управления, основанных на совместном использовании модели процесса и модели временного ряда, можно выделить два направления: усложнение модели временного ряда; применение преобразований к данным на основе модели процесса для роста эффективности модели временного ряда.

Неизвестные возмущения могут приводить к нетиповым свойствам временных рядов измеряемых переменных процесса, для которых следует получить прогноз. В некоторых случаях совокупное действие неизвестных возмущений может приводить к хаотичному изменению измеряемых переменных процесса, что требует усложнения модели. Например, авторами [9] для учета неоднородности данных разных периодов все параметры модели интерпретируются как случайные величины, свойства которых определя-

ются по данным. В работе [10] указывается, что искусственные нейронные сети являются одним из основных инструментов прогнозирования хаотических временных рядов. Но и при использовании искусственной нейронной сети в качестве модели временного ряда многие авторы указывают на необходимость предварительной обработки данных. Например, авторы работы [11] отмечают, что ошибки прогнозирования могут быть существенно снижены при предварительном устранении трендовой и сезонной составляющей временного ряда.

В [12] модель временного ряда создается для возмущений, которые оцениваются с применением модели процесса. Это позволяет снизить сложность модели временного ряда при наличии априорных гипотез относительно свойств возмущений. Подход, основанный на определении неизвестных возмущений, развивается. Так, авторы работы [13] предложили систему прогноза деградации авиационных двигателей, которая предполагает нормирование данных индивидуально для различных режимов работы. Это позволяет извлечь монотонные и трендовые особенности деградации для дальнейшего прогноза. В работе [12] показано, что прогноз с использованием искусственной нейронной сети может привести к установившейся ошибке при наличии внешних возмущений или при отличии модели от реальной системы. Чтобы отличить внешние возмущения от ошибок модели, используется высокочастотный фильтр. В работе [14, 15] предлагается использование накопленных и текущих данных для оценки параметров среды и определения остаточного срока службы компонентов процесса. Отмечается, что ключевой задачей является выявление схожих условий среды для агрегирования данных. Авторы [16] вводят зависимость вида функции деградации от условий среды.

Сложность расширения сферы применения предложений [13–16] заключается в том, что заранее может быть неизвестно, какие характеристики, сигналы и параметры системы подвержены неизвестным возмущениям. Также могут быть неизвестны особенности изменения свойств неизвестных возмущений

во времени. Это приводит к неопределенности решения задачи оценки неизвестных возмущений. Например, авторы [17] рассматривают конкурирующие процессы деградации вследствие влияния внешней среды, и определяют вероятностные оценки остаточного срока службы. Представляет интерес работа [18], где показано, что для упреждающего управления без смещения может быть недостаточным учет числа интегрируемых возмущений, равного числу управляемых переменных. Достаточное число интегрируемых возмущений в общем случае равно числу измеряемых переменных. Также авторы отмечают целесообразность определения того, какие возмущения являются нестационарными (имеющими тренд), с последующей разработкой моделей именно для таких возмущений.

Таким образом, модель процесса может использоваться для решения двух ключевых задач: прогноз при быстром изменении наблюдаемого состояния процесса (задача «А»); преобразование данных наблюдений состояния процесса, чтобы выбранная структура модели временного ряда была эффективной (задача «В»).

В то же время модель временного ряда может использоваться для прогноза:

1. Ошибок модели процесса, предназначенной для решения задачи «А» (задача «С»).
2. Оценок неизвестных возмущений, которые обуславливают ошибки модели процесса, предназначенной для решения задачи «А» (задача «D»).

Этапы, схожие с задачами «А», «В» и «D», выделяют многие авторы. Так, в [19] предложена система прогноза, предусматривающая три этапа: нормализация исходных данных; настройка модели временного ряда; денормализация прогноза. Под нормализацией авторы понимают преобразование данных для повышения точности прогноза на основе экстраполяции во времени с использованием модели временного ряда. Для нормализации данных в [19] используют среднее серии измерений и логарифмирование. Схожие по значению этапы выделяют авторы [4].

Преобразование данных (задача «В») позволяет достичь требуемой точности прогно-

за при использовании более простых моделей временного ряда, настройка которых менее требовательна к свойствам исходных данных.

В настоящее время технологические процессы предприятий в различных сферах деятельности характеризуются высокой информационной насыщенностью. Данные хранят информацию не только о деятельности, затратах ресурсов и продукции, но и второстепенную информацию о технологических процессах предприятия. При этом зафиксированная в данных деятельность является откликом на возмущения различных видов. Данные являются ресурсом, который целесообразно использовать в целях повышения эффективности производства на основе управления с использованием прогнозирующих моделей.

Однако есть причина, затрудняющая привлечение этого ресурса. Несмотря на то, что большие данные характеризуют работу предприятия в прошлом в условиях возмущений, свойства некоторых возмущений могут быть неизвестны. Данные, собранные в течение одного интервала времени, может оказаться сложно согласовать с данными, полученными в другие периоды. Применение моделей приводит к получению неопределенных результатов.

Проблема неопределенности связана с моделированием. Моделирование можно рассматривать как инструмент борьбы с неопределенностью. В настоящее время накоплен значительный опыт по синтезу моделей различных явлений, процессов и производств. Известны варианты модели, доказавшие свою эффективность в той или иной ситуации. Однако, несмотря на это, до настоящего времени процесс разработки моделей, как правило, требует привлечения научного коллектива. На причину этого указывает антагонизм [3–7] в подходах к синтезу модели. Синтез систем упреждающего управления, игнорирующий сложности создания моделей, удовлетворяющих требованиям, приводит к получению не применимых на практике решений. Согласованный выбор модели с учетом свойств ретроспективных данных является задачей, решение которой в настоящее время по-прежнему слабо автоматизировано.

В [20] рассматриваются особенности различных исследований, связанных с моделированием в рамках концепции Индустрия 4.0. Авторы отмечают, что в настоящее время происходит переход от концентрации усилий в сфере моделирования физики систем к моделированию производственных процессов. В [21] выполнена классификация работ в области гибких производств. Показано, что: методы моделирования используются в 7,14% работ; в 16,94% авторов использует эвристику; многокритериальное программирование применяется в 3,06 % исследований. Авторы указывают различные причины применения моделирования. Например, в [22, 23] отмечается возможность снижения вычислительных затрат по сравнению с другими доступными методами. В [24] отмечается зрелость имитационного моделирования как подхода к изучению и синтезу гибких производственных систем.

Приняв имитационное моделирование как основной инструмент оценки новых предложений в области систем управления с использованием прогнозирующих моделей, сформулируем цель настоящей работы. Целью является системный анализ синтеза систем управления с прогнозирующими моделями по ретроспективным данным с использованием имитационного моделирования.

1. ПОНЯТИЕ И НАЗНАЧЕНИЕ СТРУКТУРЫ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

В самом общем виде под структурой модели понимают совокупность параметров и переменных, а также принятые виды функциональных зависимостей между ними. При этом могут быть приняты универсальные виды функциональных зависимостей, обусловленные, например, использованием искусственных нейронных сетей или нечеткой логики. Такие модели называют не интерпретируемыми. Отсутствие принципиальных ограничений на сложность зависимостей у не интерпретируемых моделей позволяет точно представить существенно-нелинейные зависимости. Проблемой не интерпретируемых

моделей является релятивизм, когда модель не может использоваться для интерполяции и экстраполяции.

В работе [25] автор ставит под сомнение использование не интерпретируемых моделей в целом. Указывается, что необходимо создавать точные, но интерпретируемые модели, несмотря на существенные усилия, которые могут потребоваться для этого. При этом не уделяется достаточно внимания проблеме создания высокоточных интерпретируемых моделей. С ростом сложности интерпретируемой модели становится все более трудно согласовать данные разных временных периодов процесса. Это связано с ростом числа переменных модели, особенности взаимного влияния которых должны быть настроены по данным в условиях неизвестных возмущений. Форма зависимостей интерпретируемой модели из-за неизвестных возмущений может не соответствовать объекту. Как следствие, с ростом сложности интерпретируемой модели будет расти и уровень неопределенности ее настроек. Результаты прогнозов будут все менее определены.

При изучении влияния неопределенности на результаты моделирования и выборе вида функциональных зависимостей может быть выполнена параметризация функциональных зависимостей. Такие параметры модели можно назвать структурными. В работе [26] нами предложено определение структурных параметров модели. К структурным параметрам относятся такие параметры, варьирование значений которых в принятых диапазонах не приводит к значимому изменению ошибки настройки (обучения) модели, настраиваемой с помощью прочих (не структурных) параметров.

2. ПОНЯТИЕ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ

Синтез систем модельного упреждающего управления требует выбора подхода к идентификации используемых при этом моделей, включая структурную идентификацию. Выбор или создание подхода к структурной идентификации целесообразно осуществить

на базе той или иной концепции поддержки идентификации.

Структурная идентификация как сфера науки постепенно развивается в течение последних десятилетий [27–33]. Однако с позиции применяемых концепций поддержки идентификации наблюдается существенный дисбаланс. Как правило, разрабатываются методы и подходы к идентификации структурных параметров. То есть ряд определенных параметров системы формирует ее структуру. Тем самым задачу структурной идентификации сводят к параметрической идентификации. При этом часто формируют иерархические связи между структурными параметрами. Например, в [28] предложен метод идентификации источника возмущений в электрических сетях на основе использования комитета (ансамбля) решающих деревьев. В [27] предложено применение Байесовского иерархического моделирования для идентификации структурных параметров систем. В [30] рассмотрена проблема выбора порядка модели и оценки запаздывания для класса крупномасштабных процессов, описываемых детерминированными моделями Гаммерштейна с дискретным временем с изменяющимися во времени параметрами. В указанных работах требуется изначальная параметризация структуры системы человеком. При этом авторы не уделяют этой проблеме какого-либо внимания. Концепция поддержки заключается в выборе наиболее развитой для заданного типа объекта методологии параметрической идентификации применительно к варианту параметризации структуры, заданному человеком.

Проблеме поддержки деятельности человека при параметризации структуры или синтезе вариантов структур моделей уделяется внимание существенно меньшим числом авторов. Следует отметить работы [29, 33]. Согласно [33], решение прикладной задачи идентификации состоит из двух этапов: конструирование адекватной постановки прикладной задачи; решение прикладной задачи при известной адекватной постановке, содержащее, если это необходимо, фазу идентифи-

кации в узком смысле. Предполагается, что первый этап лучше реализовать на стадии проектирования автоматической системы или перепроектирования уже действующей системы. Автор указывает, что человек принимает решение на основе жизненного опыта и интуиции тогда, когда он не в состоянии формально логически доказать истинность решения. Исходя из этого, сформулирована цель, которую можно считать основой концепции поддержки параметризации структуры или синтеза вариантов структур моделей человеком. Цель заключается в представлении концептуальной модели возможной интеллектуальной деятельности коллектива разработчиков в структурной идентификации в виде функциональной модели, содержащей как можно большее число функций человека, выполнение которых можно полностью автоматизировать, и имеющей как можно меньшее число неформальных интеллектуальных функций [29].

В [33] отмечается, что структурная идентификация является системным объектом и, чтобы получить определение структурной идентификации, необходимо изучить ее с точки зрения системного подхода, т.е. рассматривать структурную идентификацию как систему взаимосвязанных процессов инженерной практики создания САУ. Отмечается, что математическое описание должно быть адекватно условиям, в которых создаваемая система управления будет работать, но эти условия могут быть известны только после синтеза системы управления, для осуществления которого, собственно, и требуется идентификация [33]. Применительно к цели данной работы, когда синтез производится с использованием ретроспективных данных, применима предложенная в [33] последовательность однотипных этапов познавательной деятельности. Предложены стадии: идентификации объекта для цели проектирования САУ; синтеза алгоритма функционирования регулятора; оценивания полезности синтезированного алгоритма управления. В то же время нет стадий, связанных с согласованием свойств модели и ретроспективных данных.

В работах [31, 32] указывается, что в современных условиях, когда весьма желательна ускоренная модернизация производства, в науке и инженерной практике следует разрабатывать только процедуры построения реальных САУ, включающие методы и средства рациональной структурной идентификации технических объектов. В то же время, по мнению авторов этой работы, основой дальнейшей систематизации познавательной деятельности по структурной идентификации должна являться поддержка аспектов деятельности человека, связанных с согласованием свойств модели и ретроспективных данных вне контекста конкретных реальных САУ.

3. ЧЕЛОВЕЧЕСКИЙ ФАКТОР КАК ПРОБЛЕМА СИНТЕЗА АЛГОРИТМА УПРАВЛЕНИЯ

В современных условиях, специализация человека является одним из ключевых факторов, позволяющих достичь приемлемого уровня знаний и опыта для эффективного выполнения трудовых функций. Поэтому эффективный синтез алгоритма управления требует привлечения группы людей, обладающих навыками в определенных сферах.

Рассмотрим распространенную ситуацию, когда синтез нового алгоритма управления с применением упреждающих моделей осуществляется ученым с привлечением на отдельных этапах инженера по автоматизации или технологии (рис. 1). Схема содержит этапы с определенными видами деятельности, некоторые из которых осуществляются ученым самостоятельно, тогда как другие требуют привлечения инженера. В схему не включена деятельность, связанная с получением оснований для синтеза управления, которая, например, может быть основана на оценке обобщенных технико-экономических показателей по ретроспективным данным.

При разработке алгоритма управления и выборе структуры моделей ученому необходимо учесть цели оптимизации, которые сложно сформулировать без понимания всей совокупности причинно-следственных связей, обуславливающих получение качествен-

ной продукции. Ученый, являющийся специалистом в теории управления, может не обладать необходимыми знаниями. Это требует привлечения инженера по технологии. Далее при разработке алгоритма ученый ориентируется на повышение эффективности управления за счет совершенствования набора некоторых, как правило, уже определенных его аспектов. Разработанный алгоритм является основой для формирования требований к модели и, прежде всего, к аспекту структуры модели процесса, связанному с определением набора ее входных и выходных переменных. На текущий момент средства автоматизации подобной деятельности весьма ограничены или отсутствуют вовсе. Отметим также сложность, связанную с трудно формализуемым взаимодействием между ученым и инженером по технологии, эффект которого во многом зависит от их личных качеств.

После определения входов-выходов модели процесса ученый оценивает свойства ретроспективных данных для выбора вида модели, позволяющего избежать чрезмерного релятивизма и обеспечивающего требуемый уровень качества интерполяции и экстраполяции с учетом назначения модели. При этом разрабатывается способ обработки ретроспективных данных, используемых для настройки модели процесса. Этот этап является критически важным для успешности всего мероприятия по совершенствованию управления. Ученый может обнаружить, что модель с требуемым набором входов-выходов, независимо от своего вида не может обеспечить требуемое качество интерполяции и экстраполяции. Причиной этого может являться то, что ретроспективные данные могут быть получены в условиях неизвестных возмущений с непостоянными свойствами и могут обладать всеми прочими недостатками, присущими экспериментальным данным пассивного эксперимента. Ситуация может дополнительно осложняться тем, что без выполнения всего набора последующих этапов затруднительно оценить приемлемость свойств модели для целей оптимизации. Перед ученым возникает дилемма — необходимо либо продолжить синтез системы управления, либо пересмо-

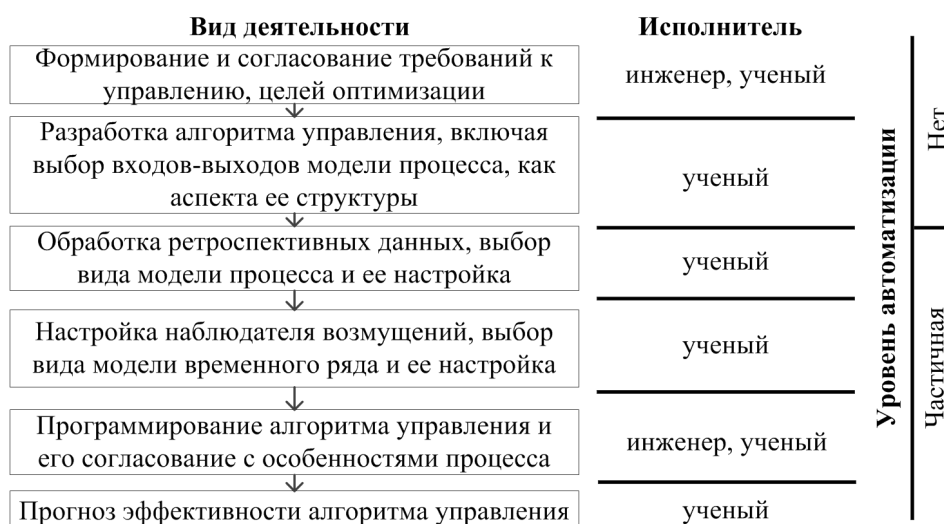


Рис. 1. Типовые этапы деятельности при синтезе системы управления с использованием прогнозирующих моделей

[Fig. 1. Typical stages of activity in the synthesis of a control system using predictive models]

треть набор улучшаемых аспектов процесса или даже целей оптимизации.

Основным способом решения дилеммы является акцент внимания ученого на этапе настройки наблюдателя возмущений и выборе модели временного ряда. Указанный способ решения дилеммы предполагает принятие как данности недостатков модели процесса. Это позволяет избежать многократного согласования целей оптимизации и практических аспектов программирования алгоритма системы управления с инженерами по технологии и автоматизации. Однако способ не является универсальным.

4. НЕОБХОДИМОСТЬ ПОСТОЯНСТВА ТОЧНОСТИ МОДЕЛИ ПРОЦЕССА

Известно много предложений, где смещение прогноза модели процесса устраняется с помощью коррекции значений ее параметров (самонастройка модели) или входных, выходных переменных (коррекция прогноза от модели). Для этого используют наблюдатель возмущений, а также модель временного ряда для прогноза возмущений во времени.

Но при самонастройке модели следует учитывать, что адекватность модели в статистическом смысле определяется положенными в основу модели закономерностями, подтвержденными накопленным опытом в

определенной сфере деятельности. Изменение этих соотношений при настройке может негативно отразиться на постоянстве точности модели для разных состояний среды. То есть настройка для высокой точности прогноза при текущем состоянии процесса может снизить точность прогноза при других состояниях процесса. В то же время модель процесса как раз и нужна для прогноза новых состояний процесса при быстрых изменениях состояния. Особую важность данное обстоятельство приобретает в ситуации, когда необходим прогноз для новых состояний процесса, которые ранее не возникали, и по которым нет ретроспективных данных. Указанные последствия можно обобщить и на предложения по коррекции входных и выходных переменных модели процесса, исходя из текущего состояния процесса. Проблема заключается в возможности неверной (из-за неоднозначности) интерпретации действующих на систему возмущений, что приведет к увеличению ошибки прогноза для состояний процесса отличных от текущего.

Решение отмеченной проблемы возможно на основе постепенной модификации выборки. Это направление в последние годы развивается все более интенсивно. Например, в [34] предложен метод fixed-budget active learning, позволяющий оперативно модифицировать выборку при ограничениях на ее

размер. Метод позволяет дополнять выборку данными по текущему состоянию процесса с учетом неизвестных возмущений и, таким образом, учитывать их влияние при прогнозе. Однако такие методы, кроме высокой вычислительной нагрузки, обладают и другим недостатком. Новые, добавляемые в выборку наборы данных, учитывают состояние процесса с учетом неизвестных возмущений на текущий момент. Но модель процесса нужна для прогноза при быстром переходе процесса в новое состояние. При этом данные о состоянии, в которое планируется перевести процесс, могли быть получены ранее в условиях иных неизвестных возмущений. Поэтому, если состояние процесса изменяется быстро, то архитектура, основанная на переобучении эмпирической модели, может оказаться неэффективной.

Таким образом, принятие ученым как данности недостатков модели процесса может привести к низким показателям эффективности предложенной системы управления на основе прогнозирующих моделей.

5. ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ СПЕЦИАЛИСТОВ РАЗНЫХ НАПРАВЛЕНИЙ ПРИ РАЗРАБОТКЕ МОДЕЛИ

Схема с этапами на рис. 1 предполагает вовлечение в разработку системы управления с прогнозирующими моделями специалистов трех типов: инженера-технолога; ученого, как специалиста по обработке данных и моделированию; инженера по автоматизации. Для того, чтобы обеспечить широкое распространение подобных систем управления, целесообразно автоматизировать взаимодействие между специалистами разных типов. Платформой для этого может стать концепция цифровых двойников технологических процессов.

Синтез цифровых двойников может продолжаться уже в ходе функционирования технологических процессов производства с привлечением ретроспективных данных. Если рассматривать цифровые двойники как в высокой степени универсальные инструменты повышения эффективности управления, то для автоматизации взаимодействия следует

определить задачи специалистов разных типов при работе с цифровыми двойниками.

На рис. 2 показаны этапы деятельности инженера по технологии. Интеллектуальная деятельность инженера направлена на поиск резервов роста эффективности технологических процессов с учетом всех ограничивающих производственных факторов. Целью первого этапа является определение причин перерасхода ресурсов, получения дефектной продукции или вынужденного снижения производительности. Инженер формирует предложения по набору переменных и интегральных оценок эффективности процесса, которыми должен оперировать цифровой двойник.

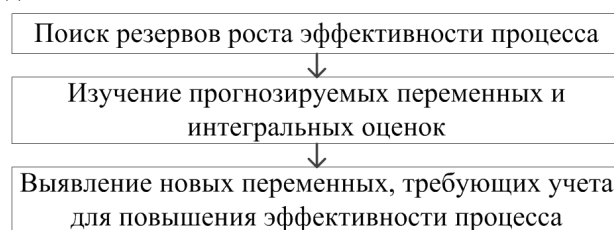


Рис. 2. Этапы деятельности инженера по технологии при работе с цифровыми двойниками

[Fig. 2. Stages of activity for a technology engineer when working on digital twins]

Повышение эффективности может быть достигнуто не только на основе управления с упреждающими моделями (автоматического или автоматизированного), но, например, и на основе обучения сотрудников. Данные особенности могут быть определены инженером по технологии при формировании запроса на разработку новых компонентов модели цифрового двойника.

На рис. 3 показаны этапы деятельности ученого при работе с цифровыми двойниками. Ученый принимает решение о разработке новых компонентов модели цифрового двойника и перестройке сборок моделей для решения задач разного класса. В общем случае к классам задач можно отнести: обучение персонала управлению; оценка последствий неопробованного ранее на практике управления, что может повлечь возникновение новых состояний процесса, ретроспективных данных

по которым нет; выбор наиболее эффективного из опробованных ранее на практике вариантов управления [35, 36].

При определении набора входных-выходных переменных нового разрабатываемого модуля модели ученый может исходить из разных предпосылок: запросы от инженера по технологии; степень сложности существующего математического описания процесса; свойства накопленных данных. Важным аспектом синтеза является то, что перед ученым, разрабатывающим модель, не ставится задача по созданию конкретного алгоритма управления и его программной реализации. Это не значит, что ученый не может привлекаться к синтезу алгоритма управления. Деятельность по созданию алгоритма представляет собой отдельную последовательность этапов, которая выполняется независимо от синтеза модели. Важным следствием этого является то, что в рамках схемы на рис. 3 ученый в равной степени может руководствоваться различными предпосылками к выбору структуры модели. То есть выбор структуры может быть, например, обусловлен сложностью существующих моделей и свойствами ретроспективных данных.

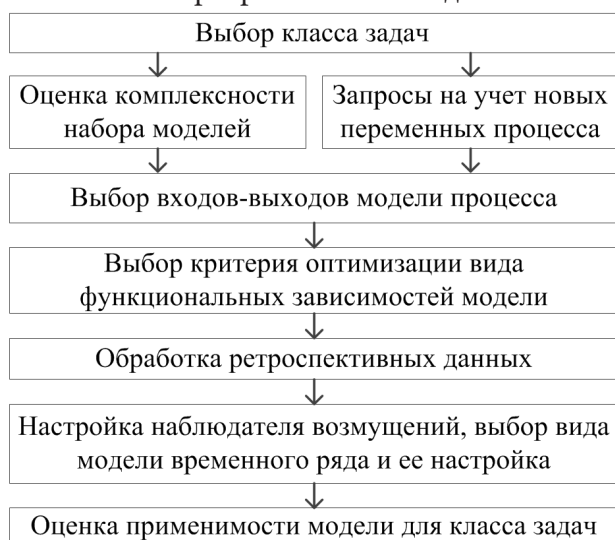


Рис. 3. Типовые этапы деятельности ученого при работе с цифровыми двойниками
[Fig. 3. Typical stages of activity for a scientist when working on digital twins]

Ученый оценивает применимость модели для решения класса задач и создает, прежде всего, модели с такой структурой, которую

допускают ретроспективные данные. Это является предпосылкой развития методов идентификации в направлении создания системы критериев для оценки свойств моделей в плане их применимости для задач разных классов. Критерии должны сигнализировать о необходимости пересмотра структуры модели, включая набор ее входов-выходов.

На рис. 4 показаны этапы деятельности инженера по автоматизации (либо ученого, обладающего также навыками инженера по автоматизации) при создании алгоритма и его программной реализации. Задача заключается в применении разработанных моделей при управлении. При выборе задачи учитываются цели оптимизации, предложенные инженером по технологии в рамках определенного класса задач. При разработке алгоритма инженер по автоматизации оперирует переменными, которые прогнозируются с использованием моделей.

Эффект от применения разработанного алгоритма в рамках новой или существующей системы управления оценивается также с использованием цифрового двойника. Данная задача связана с учетом неопределенности результатов моделирования, что достаточно подробно рассмотрено нами в работе [26]. По результатам моделирования может быть дана рекомендация по использованию системы управления или рекомендации по учету при

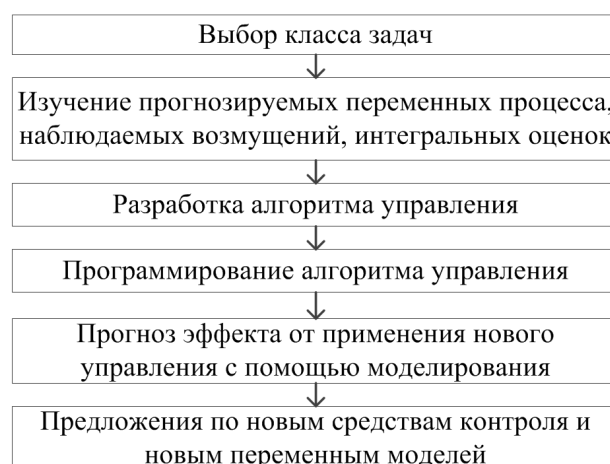


Рис. 4. Типовые этапы деятельности инженера по автоматизации при работе с цифровыми двойниками
[Fig. 4. Typical stages of activity for an automation engineer when working on digital twins]

моделировании новых переменных процесса или внедрению новых средств контроля.

Схемы на рис. 3, 4 демонстрирует набор типовых этапов деятельности, и не отражают в полной мере противоречия, которые необходимо разрешить при синтезе моделей. В рамках схем могут быть выделены различные последовательности этапов деятельности, связанные со структурной идентификацией моделей.

6. ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ ПРИ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ

Исходя из схемы на рис. 3, одним из первых этапов при разработке модели является анализ запросов на учет в модели новых переменных процесса. Потребность в учете новых переменных может определяться как новыми интегральными оценками эффективности, предложенными инженером по технологии, так и набором видов воздействий на процесс, совершенствование управления которыми может повысить эффективность процесса.

При оценке комплексности существующего набора моделей ученый определяет, позволяет ли существующий набор моделей оценить влияние алгоритма управления теми или иными воздействиями на процесс на оценки эффективности. В зависимости от класса задач, которые планируется решать, уровень комплексности набора моделей может существенно различаться. Если для обучения базовым особенностям управления процессом достаточно обеспечить некоторое подобие поведения модели и процесса, то для прогноза влияния тех или иных алгоритмов управления на эффективность требуется высокая точность моделей и их адекватность в статистическом смысле. Это необходимо для получения прогноза при приемлемом уровне неопределенности.

Обеспечить высокую точность моделей и адекватность в статистическом смысле становится все более сложно с ростом числа переменных модели. В работе [26] эта проблема рассмотрена нами в контексте идей холонического управления [37] и инкапсуляции данных.

Холоническая управляющая архитектура предполагает наличие иерархической структуры. Холоны могут входить в состав других холонов более высокого порядка и способны принимать решения в соответствии с определенной для них степенью автономии, что является фундаментальным свойством холона. Чтобы принять решение, холон может использовать имитационные или оптимизационные модели. Для этого кроме физической части холон включает в свой состав цифровую часть (цифровой двойник). Другим неотъемлемым свойством холона является его постоянная эволюция, что предполагает совершенствование цифровой части, включая входящие в ее состав модели. Одним из ресурсов такого совершенствования являются накопленные ретроспективные данные. Поскольку холоны имеют интерфейсы взаимодействия как с другими холонами, так и с человеком, то при моделировании может потребоваться учесть деятельность человека.

Согласно [37] объединение холонов позволяет создать архитектуру, в которой данные обрабатываются локально и распространяются на остальную часть архитектуры на ином уровне. Инкапсуляция накопленных данных предполагает, что для оценки влияния новых вариантов управления на вариацию технологии достаточно использовать накопленные технологические данные о работе только некоторых из компонентов производственной среды. Исходя из этого, возможно наличие внешней среды, которая воздействует на среду холона, а также подчиненной среды, которая подвержена воздействиям со стороны среды холона. Упрощенное моделирование внешней и подчиненной сред позволяет уменьшить число переменных модели.

Допустим, что модель процесса представлена совокупностью цифровых двойников холонов, каждый из которых включает в свой состав модели: внутренней среды холона; подчиненных сред; внешней среды. Тогда деятельность ученого, связанную с достижением требуемого уровня комплексности моделей, можно классифицировать на два направления:

1. Создание цифровых двойников новых холонов.

2. Совершенствование моделей внешней среды и подчиненных сред холона для учета взаимодействия холонов при оценке эффективности процесса.

Создание нового холона предполагает новую совокупность компонентов (например, технических средств) процесса, которые при моделировании относятся к внутренней среде холона. При этом нет каких-либо ограничений на одновременное присутствие компонентов процесса в составе разных холонов. Деятельность по совершенствованию моделей внешней среды и подчиненных сред холона направлена на выбор такого варианта упрощенных моделей, который позволяет учесть взаимодействие набора холонов при моделировании.

С учетом указанных направлений под постановкой задачи моделирования понимается совокупность компонентов процесса, которые моделируются в составе внутренней среды холона, а также сигналов взаимодействия внутренней среды с подчиненными и внешней для холона средами. Схема на рис. 5 предлагает вариант этапов деятельности при структурной идентификации моделей.

Выбор ученым последовательности этапов в рамках схемы на рис. 5 определяется рядом предпосылок: вариативность структуры модели, удовлетворяющей постановке задачи моделирования; проблемы ретроспективных

данных, обуславливающие неопределенность результатов моделирования. Схема на рис. 5 отражает антагонизм подходов к моделированию основанных на данных и на требованиях.

При малом числе возможных вариантов структур, соответствующих постановке задачи управления, следует ожидать низкую эффективность подхода к моделированию, основанного на данных. В таком случае следует придерживаться этапов $\{S1 \rightarrow S2 \rightarrow S3\}$. То есть оценивается возможность настройки моделей со структурой, соответствующей задаче управления. Прогноз ошибок, которые возможны при последующем применении модели, позволяет окончательно уточнить структуру модели или сделать вывод об отсутствии возможности применения моделей с рассматриваемыми вариантами структур. Если вариант структуры, удовлетворяющий как постановке задачи моделирования, так и требованиям по уровню определенности результатов не получен, то возможны два направления последующей деятельности (рис. 6). Снижение уровня неопределенности возможно за счет дальнейшего совершенствования интерпретируемых компонентов модели $\{S1 \rightarrow S2 \rightarrow S3 \rightarrow S9 \rightarrow S8 \rightarrow S10\}$. Совокупность указанных этапов деятельности является затратной.

В то же время, если постановка задачи допускает существенную вариацию структуры модели, то целесообразно применение подхода, основанного на данных. Это предполагает поиск вариантов алгоритмов обработки дан-



Рис. 5. Деятельность при структурной идентификации моделей
[Fig. 5. Activities in the structural identification of models]

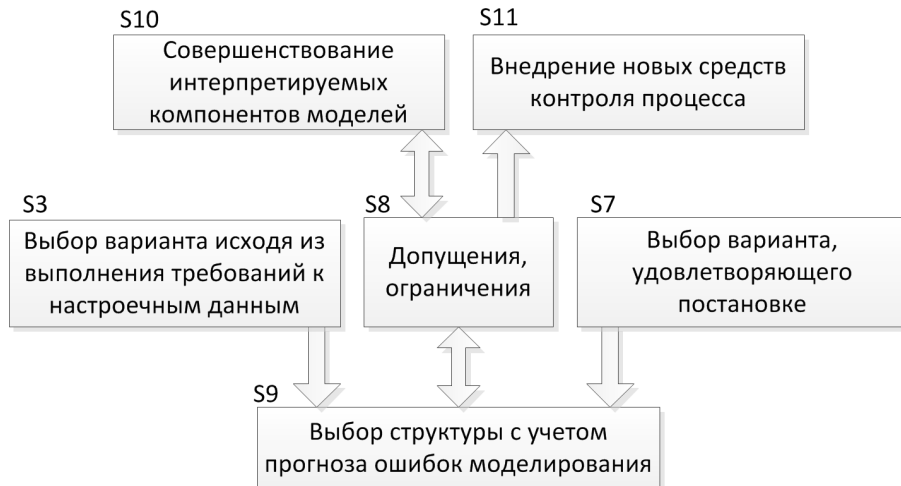


Рис. 6. Согласование подходов к моделированию основанных на требованиях и на данных
 [Fig. 6. Agreement of modeling approaches based on requirements and data]

ных, направленных на устранение негативного влияния неизвестных возмущений.

Разработанные алгоритмы обработки данных могут ограничивать набор компонентов процесса, которые моделируются в составе внутренней среды холона, а также набор переменных, которые используются при описании взаимодействия холона с подчиненными и внешней средами. Последовательность этапов при использовании подхода, основанного на данных, имеет вид $\{S4 \rightarrow S5 \rightarrow S6 \rightarrow S7\}$.

Наиболее проблемной является ситуация, когда множества структур модели, сформированные исходя из свойств данных и требований постановки задачи моделирования, не пересекаются. Это приводит к необходимости поиска ограничений и допущений, позволяющих получить адекватную в статистическом смысле модель по ретроспективным данным $\{S1 \rightarrow S2 \rightarrow S4 \rightarrow S5 \rightarrow S6 \rightarrow S8\}$. Если подобные ограничение и допущения определить не удастся, то ученый дает рекомендации по внедрению новых средств контроля процесса и предлагает варианты структуры модели цифрового двойника холона, основываясь на степени соответствия структуры постановке задачи. Приоритетом при этом является обеспечение комплексности, что определяется получением прогноза для наибольшего числа и требуемых показателей эффективности процесса. Далее при разработке алгоритма управления инженер по автоматизации будет учитывать осо-

бенности модели, полученной с применением подхода, основанного на данных.

7. ПРИМЕРЫ СИНТЕЗА СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ С ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ МОДЕЛЬЮ

В качестве примеров целесообразно рассмотреть случаи синтеза систем управления, когда был применен подход к моделированию, основанный на данных. Использование подхода обусловлено сложностями синтеза модели на основе подхода, основанного на требованиях. В рамках подхода, основанного на данных, представляет интерес процесс совершенствования модели и согласования с задачами управления. Представленные примеры демонстрируют различные варианты реализации этих процессов из опыта авторов, полученного на ПАО «ММК». В примерах рассматривается только некоторые из аспектов синтеза, связанные с предложенными этапами деятельности. Рассмотрение иерархической структуры систем выходит за рамки этой работы.

7.1. Управление качеством железорудного агломерата

Управление качеством железорудного агломерата является перспективной задачей, направленной на гибкость и вариативность

агломерационного и доменного производств. Многими отечественными и зарубежными предприятиями черной металлургии уделяется значительное внимание этой задаче, поскольку агломерат, как правило, является основным компонентом доменной шихты. Качество агломерата характеризуется значительным числом показателей, среди которых наиболее важными являются холодная механическая прочность, восстановимость и прочность после восстановления. Сложность управления качеством агломерата обусловлена рядом причин: значительное число факторов; низкая точность значительные периоды времени между измерениями значений показателей; дороговизна контроля; наличие неизвестных возмущений.

В условиях ПАО «ММК» отмеченные сложности привели к развитию системы стабилизации качества агломерата, основанной на усреднении свойств исходных шихтовых материалов аглошихты и усреднении (стабилизации) непосредственного свойств самого агломерата. Однако при нестабильной рудной базе эффективность подобной системы может быть недостаточно высока. Вследствие этого технологами востребована модель, которая позволила бы прогнозировать вариацию значений показателей качества агломерата при изменении параметров шихты и применять управляющие воздействия, направленные на стабилизацию качества.

Задача моделирования свойств агломерата решается в условиях ПАО «ММК» на протяжении множества десятилетий. При этом причины проведения новой серии опытов могут быть различны (новые рудные материалы, желание изменить режимы спекания или режимы работы доменных печей). Вследствие этого накоплено множество разнородных выборок данных, которые отличаются набором факторов, уровнем достоверности и формой представления результата.

Постепенно возникла группа обособленных моделей, которые ранее создавались для разового решения отдельных прикладных задач. На базе этих моделей в [38] была разработана единая модель качества агломерата,

комбинирующая результаты группы пофакторных моделей. При этом для разных классов задач, а именно управление качеством агломерата и обучение управлению сотрудников предприятия были предложены различные группы пофакторных моделей.

В ходе вычислительных экспериментов по управлению качеством агломерата с участием инженеров по автоматизации были получены результаты, которые продемонстрировали чрезмерный уровень неопределенности прогноза. Причина связана с низкой точностью данных о свойствах материалов, поступающих на аглофабрику. Было предложено решение, основанное на внедрении нового средства контроля свойств шихтовых материалов непосредственно в потоке на основе рентгенофлуоресцентного анализа [39, 40].

Таким образом, представленный пример демонстрирует применение подхода к моделированию, основанного на данных. Последовательность описанных этапов определяется как $S4 \rightarrow S5 \rightarrow S6 \rightarrow S8 \rightarrow S9 \rightarrow S11$. Повышение уровня достоверности данных об исходных параметрах шихты привело к вариантам моделей, которые потенциально могут использоваться при управлении и дальнейший отбор моделей был направлен на минимизацию разброса ошибки прогноза ($S6 \rightarrow S7 \rightarrow S9$).

В примере деятельность инженера по технологии, специалиста по автоматизации и ученого в высокой степени обособлена и ведется в рамках различных временных периодов. Задачи, определяемые технологами, могут изменяться относительно быстро, следуя за условиями в которых функционирует предприятие, в то время как синтез моделей может продолжаться десятилетиями.

7.2. Управление температурой стальной полосы при горячем оцинковании

Повышение производительности и минимизация затрат на производство горячей оцинкованной стальной полосы является актуальной задачей в настоящее время. Спрос на оцинкованный листовой прокат увеличивается в течение последних десятилетий, что,

однако сопровождается изменением требований и приоритетов в номенклатуре производимой продукции.

Термическая обработка стали при горячем оцинковании является стадией производства, которая оказывает значительное влияние на затраты энергии и производительность. Высокая скорость движения полосы и существенная инерционность отделений термической обработки как объекта управления требуют либо введения резервов (перерасход энергии или снижение производительности), либо управления с использованием точных прогнозирующих моделей. Высокая потребность в прогнозирующих моделях возникает в периоды времени, когда изменяется сортмент стали. При этом через агрегат проходит сварной шов, и параметры стали изменяются скачкообразно. Также модель востребована в периоды сильных технологических возмущений, связанных, например, с изменением скорости движения полосы.

Опыт разработки моделей термической обработки стали на агрегатах непрерывного горячего оцинкования (АНГЦ) насчитывает несколько десятилетий. В условиях ПАО «ММК» разработка моделей была начата в 2005 году при запуске в эксплуатацию первого АНГЦ. Однако результаты моделирования показали относительно низкую точность моделей прогноза температуры полосы. Причиной этого являются неизвестные возмущения, которые приводят к тому, что данные разных временных периодов плохо согласуются и их сложно объединить в одной выборке. В подобной ситуации только простые модели, с относительно низкой точностью являются адекватными в статистическом смысле. Повышение сложности модели приводит к неоднозначности ее оптимальных настроек. Для каждого отдельного временного периода работы агрегата существуют свои оптимальные настройки модели, которые затруднительно использовать в другие периоды. В то же время для получения представительной выборки, включающей данные о разных состояниях процесса, необходимо использовать данные за значительный период времени. Первоначальные решения этой проблемы в условиях

ПАО «ММК» предполагали использование искусственных нейронных сетей и специфического отбора данных, направленного на выравнивание баланса данных разного класса в выборке. Полученные модели действительно обладали высокой точностью, но лишь для весьма ограниченного набора режимов, которые ранее уже использовались на объекте. Вследствие этого модели было затруднительно использовать при управлении. Возникла задача совершенствования интерпретируемых моделей термической обработки стали.

Решение задачи было предложено в [41]. Предложен специфический отбор данных и представление сигналов процесса в виде приращений при использовании уравнения разностного теплообмена в конвективной форме. Предпосылками к разработке модели являлось обеспечение высокой точности прогноза для неопробованных на практике вариантов управления, а также получение комплексного математического описания процессов термической обработки стали, включая секции охлаждения в которых отсутствуют средства контроля температуры рабочего пространства. Последовательность этапов можно представить как $S4 \rightarrow S5 \rightarrow S6 \rightarrow S8 \rightarrow S10$. Поиск путей применения разработанных моделей при управлении позволили предложить структуру системы управления, оперирующей приращениями значений параметров процесса по отношению к их текущему состоянию ($S6 \rightarrow S7 \rightarrow S9$). Таким образом, представленный пример также демонстрирует подход к моделированию, основанный на данных.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящее время как подход к синтезу моделей, основанный на требованиях, так и подход, основанный на данных, получили широкое распространение и развиваются. В то же время человеческий фактор является одной из причин замедления широкого распространения управления с использованием прогнозирующих моделей. Согласование требований к модели со свойствами ретроспективных данных может потребовать многократного пересмотра целей и путей

совершенствования управления, что требует взаимодействия специалистов разных направлений. Как следствие, смещение прогноза от модели и непостоянство ее точности часто игнорируют. Недостатки модели стремятся компенсировать с применением систем коррекции прогноза от модели или путем ее самонастройки. Однако эти способы не являются универсальными и их затруднительно применить, если возмущения приводят к быстрому изменению состояния процесса. В данной работе выполнена систематизация путей решения этой проблемы при использовании обоих подходов к синтезу моделей с учетом вовлечения в процесс синтеза специалистов разных направлений. Предложенные этапы деятельности при определении структуры модели процесса предложены на основе концепций цифровых двойников и холонического управления.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Vamimore A., Sobowale N. B., Osunleke A. S. [et al.]* Offset-free neural network-based nonlinear model predictive controller design using parameter adaptation // *Neural Comput & Applic.* – 2021. – 33. – P. 10235–10257. 10.1007/s00521-021-05788-z
2. *Juan Manuel Davila Delgado, Lukumon Oyedele.* Digital Twins for the built environment: learning from conceptual and process models in manufacturing // *Advanced Engineering Informatics.* – 2021. – 49. – 101332, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101332>
3. *Andrievsky B. R., Furtat I. B.* Disturbance observers: methods and applications. I. Methods // *Automation and Remote Control.* – 2020. – 81(9). – P. 1563–1610.
4. *Elragal A., Klischewski R.* Theory-driven or process-driven prediction? Epistemological challenges of big data analytics // *J Big Data* 4. – 2017. – 19. – <https://doi.org/10.1186/s40537-017-0079-2>
5. *Christopher C. Drovandi, Christopher C. Holmes, James M. McGree, Kerrie Mengersen, Sylvia Richardson, Elizabeth G. Ryan.* Principles of Experimental Design for Big Data Analysis // *Statist. Sci.* – August 2017. – 32 (3). – P. 385–404. – <https://doi.org/10.1214/16-STS604>
6. *Wolfgang Maass, Veda C. Storey.* Pairing conceptual modeling with machine learning // *Data & Knowledge Engineering.* – 2021. – 134. 101909. – <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101909>
7. *Amir Sakka, Sandro Bimonte, Stefano Rizzi, Lucile Sautot, Francois Pinet, Michela Bertolotto, Aurélien Besnard, Noura Rouillier.* A profile-aware methodological framework for collaborative multidimensional modeling // *Data & Knowledge Engineering.* – 2021. – P. 131–132. 101875. – <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101875>
8. *Lemeshko B. Yu., Lemeshko S. B., Semenova M. A.* To question of the statistical analysis of big data // *Tomsk State University Journal of Control and Computer Science.* – 2018. – 44. – P. 40–49.
9. *Yuxin Wen, Jianguo Wu, Devashish Das and Tseng, Tzu-Liang (Bill).* Degradation modeling and RUL prediction using Wiener process subject to multiple change points and unit heterogeneity, *Reliability Engineering and System Safety.* – 2018. – Vol. 176, Iss. C. – P. 113–124.
10. *Han M., Li W., Feng S., Qiu T., Chen C. L. P.* Maximum Information Exploitation Using Broad Learning System for Large-Scale Chaotic Time-Series Prediction // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems.* – June 2021. – Vol. 32, No 6. – P. 2320–2329. – doi: 10.1109/TNNLS.2020.3004253
11. *Zhang G. Peter, Qi Min.* Neural network forecasting for seasonal and trend time series // *European Journal of Operational Research.* – 2005. – 160. – P. 501–514.
12. *Fatehi A., Sadjadian H., Khaki-Sedigh A., Jazayeri A.* Disturbance Rejection in Neural Network Model Predictive Control // *IFAC Proceedings Volumes.* – 2008. – 41. – P. 3527–3532.
13. *Cunsong Wang, Zhenghong Zhu, Ningyun Lu, Yuehua Cheng, Bin Jiang.* A data-driven degradation prognostic strategy for aero-engine under various operational conditions *Neuro-*

- computing. – 28 October, 2021. – Volume 462. – P. 195–207. – 10.1016/j.neucom.2021.07.080
14. *Linkan Bian, Nagi Gebraeel*. Stochastic modeling and real-time prognostics for multi-component systems with degradation rate interactions // IIE Transactions. – 2014. – 46:5. – P. 470–482. – DOI: 10.1080/0740817X.2013.812269
15. *Linkan Bian, Nagi Gebraeel, Jeffrey P. Kharoufeh* Degradation modeling for real-time estimation of residual lifetimes in dynamic environments // IIE Transactions. – 2015. – 47:5. – P. 471–486. – DOI: 10.1080/0740817X.2014.955153
16. *Wang H., Liao H., Ma X.* Remaining Useful Life Prediction Considering Joint Dependency of Degradation Rate and Variation on Time-Varying Operating Conditions // IEEE Transactions on Reliability. – 2021. – 70(2). – P. 761–774. – 10.1109/TR.2020.3002262
17. *Mohammadmahdi Hajiha, Xiao Liu, Yili Hong*. Degradation under dynamic operating conditions: Modeling, competing processes and applications // Journal of Quality Technology. – 2021. – 53:4. – P. 347–368. – 10.1080/00224065.2020.1757390
18. *Pannocchia G., Rawlings J. B.* Disturbance models for offset-free model-predictive control // AIChE J. – 2003. – 49. – P. 426–437. – <https://doi.org/10.1002/aic.690490213>
19. *Bandara K., Bergmeir C., Hewamalage H.* LSTM-MSNet: Leveraging Forecasts on Sets of Related Time Series With Multiple Seasonal Patterns // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2021. – 32(4). – P. 1586–1599. – 10.1109/TNNLS.2020.2985720.
20. *Kiara Ottogalli, Daniel Rosquete, Aiert Amundarain, Iker Aguinaga, Diego Borro.* Flexible Framework to Model Industry 4.0 Processes for Virtual Simulators // Appl. Sci. – 2019. – 9. – 4983. – doi:10.3390/app9234983
21. *Gilberto Pérez Lechuga, Francisco Martínez Sánchez.* Modeling and Optimization of Flexible Manufacturing Systems: A Stochastic Approach // ICO 2018, AISC 866. – 2019. – P. 539–546. – DOI: 10.1007/978-3-030-00979-3_57
22. *Stefan Kern, Johannes Scholz.* Agent-Based Simulation for Indoor Manufacturing Environments—Evaluating the Effects of Spatialization, Geospatial Technologies for Local and Regional Development // Lecture Notes in Geoinformation and Cartography. – 2020. – P. 309–324. – DOI: 10.1007/978-3-030-14745-7_17
23. *Mohd. Shaaban Hussain, Mohammed Ali.* A Multi-agent Based Dynamic Scheduling of Flexible Manufacturing Systems // Global Journal of Flexible Systems Management. – 2019. – 20(3). – P. 267–290. – DOI: 10.1007/s40171-019-00214-9
24. *Andreas Kokkas, George-Christopher Vosniakos.* An Augmented Reality approach to factory layout design embedding operation simulation // International Journal on Interactive Design and Manufacturing. – 2019. – DOI: 10.1007/s12008-019-00567-6
25. *Rudin C.* Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead // Nat Mach Intell 1. – 2019. – P. 206–215. – 10.1038/s42256-019-0048-x
26. *Ryabchikov M. Y., Ryabchikova E. S.* Big Data-Driven Assessment of Proposals to Improve Enterprise Flexibility Through Control Options Untested in Practice // Glob J Flex Syst Manag. – 2021. – <https://doi.org/10.1007/s40171-021-00287-5>
27. *Shinyoung Kwag, Bu Seog Ju.* Application of a Bayesian hierarchical model to system identification of structural parameters, Engineering with Computers. – 2019. – DOI: 10.1007/s00366-019-00708-1
28. *Dandan Feng, Zhanfeng Deng, Tongxun Wang, Yingying Liu, Lingling Xu.* Identification of disturbance sources based on random forest model // 2018 International Conference on Power System Technology. – 2018. – P. 3370–3375.
29. *Гинсберг К. С.* Проблема структурной идентификации для целей проектирования системы автоматического управления / К. С. Гинсберг // Труды X Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO '15 Москва 26–29 января 2015. – С. 43–80.
30. *Mourad Elloumi, Afef Ghanmi, Samira Kamoun.* Structural parameter identification approaches for interconnected nonlinear systems // 15th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD). – 2018. – P. 334–339.

31. Гинсберг К. С. К основам научной методологии структурной идентификации для цели создания реальных систем автоматического управления с требуемыми свойствами / К. С. Гинсберг, А. Л. Генкин // Вестник Череповецкого государственного университета. – 2018. – № 3. – С. 24–30.
32. Генкин А. Л. К проблеме структурной идентификации для цели создания реальной системы автоматического управления с требуемыми свойствами / А. Л. Генкин, К. С. Гинсберг // Вестник Череповецкого государственного университета. – 2017. – № 6. – С. 19–24.
33. Гинсберг К. С. Новый подход к структурной идентификации / К. С. Гинсберг // Автоматика и телемеханика. – 2002. – № 6. – С. 85–98.
34. Taguchi Y., Hino H., Kameyama K. Pre-Training Acquisition Functions by Deep Reinforcement Learning for Fixed Budget Active Learning. // Neural Process Lett 53. – 2021. – P. 1945–1962. – <https://doi.org/10.1007/s11063-021-10476-z>
35. Jose-Fernando Jimenez, Gabriel Zambrano-Rey, Santiago Aguirre, Damien Trentesaux. Using process-mining for understating the emergence of self-organizing manufacturing systems // IFAC Papers On Line 51-11. – 2018. – P. 1618–1623.
36. Ghazaleh Khodabandelou, Charlotte Hug, Rebecca Deneckère, Camille Salinesi. Process Mining Versus Intention Mining // Conference Paper in Lecture Notes in Business Information Processing. – 2013. – DOI: 10.1007/978-3-642-38484-4_33
37. William Derigent, Olivier Cardin, Damien Trentesaux. Industry 4.0: contributions of holonic manufacturing control architectures and future challenges // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2020. – DOI: 10.1007/s10845-020-01532-x
38. Ryabchikov M. Y., Grebennikova V. V. Simulation of the combined effect of production factors on metallurgical sinter mechanical strength // Metallurgist. – 2013. – 57(3–4). – P. 274–283.
39. Проблемы управления качеством металлургического агломерата на основе результатов оперативных рентгенофлуоресцентных анализов / М. Ю. Рябчиков [и др.] // Качество и жизнь. – 2016. – № 2. – (10). – С. 13–20.
40. Ryabchikov M. Yu. Metallurgical agglomerate quality management with the account of its impact on the blast-furnace process efficiency // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2018. – V. 94, No 9-12. – P. 3785–3794.
41. Управление охлаждением стальной полосы при гибком производстве оцинкованного листового проката / М. Ю. Рябчиков [и др.] // Известия высших учебных заведений. Черная металлургия. – 2021. – Т. 64, № 7. – С. 519–529.

Рябчиков Михаил Юрьевич — канд. техн. наук, доц., доцент кафедры автоматизированных систем управления Магнитогорского государственного технического университета им. Г. И. Носова.

E-mail: mr_mgn@mail.ru

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-5337-0951>

Рябчикова Елена Сергеевна — канд. техн. наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления Магнитогорского государственного технического университета им. Г. И. Носова.

E-mail: mika.elena@mail.ru

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-6441-1157>

SYNTHESIS OF CONTROL SYSTEMS WITH A PREDICTIVE MODEL BY A GROUP OF SPECIALISTS OF DIFFERENT PROFILES

© 2022 М. Ю. Рябчиков✉, Е. С. Рябчикова

*Nosov Magnitogorsk State Technical University
 38, Lenin Avenue, 455000 Magnitogorsk, Russian Federation*

Annotation. The study focuses on systematizing the solution to the problem of choosing the structure of the predictive model in management. In the introductory part of the work, approaches to modeling based on requirements and data are considered. Common ways to reduce the influence of the model forecast bias on the quality of control are considered. It is shown that rapid changes in the state of the process require attention to the problems of the model itself. The problems are caused by the properties of retrospective data on the technological process under conditions of disturbances. The paper considers the problem of the human factor in the structural identification of models due to the involvement of specialists from different areas in the process of synthesis of the control system and the model itself. At the same time, it is assumed that the specialists can work asynchronously during different time intervals. With this in mind, we determined the stages of the activities of the specialists in the synthesis of predictive models in the context of the concepts of digital twins and holonic control. The proposed activity stages demonstrate the antagonism between data-based and requirements-based modeling approaches and define ways to reconcile model properties with modeling goals. The conclusions contain two examples demonstrating the use of a data-driven approach in situations where the use of a requirements-based approach is difficult. In the examples, the process of improving the model and coordinating it with the management tasks is considered. The first example is devoted to the problem of quality control of iron ore sinter. The second example deals with the temperature control of steel strip in hot dip galvanizing.

Keywords: predictive model, structural identification, simulation modeling, human factor, digital twins, holonic control, big data.

CONFLICT OF INTEREST

The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

REFERENCES

1. Bamimore A., Sobowale N. B., Osunleke A. S. [et al.] (2021) Offset-free neural network-based nonlinear model predictive controller design using parameter adaptation. *Neural Comput & Applic* 33. P. 10235–10257. 10.1007/s00521-021-05788-z
2. Juan Manuel Davila Delgado and Lukumon Oyedele (2021). Digital Twins for the built envi-

ronment: learning from conceptual and process models in manufacturing. *Advanced Engineering Informatics*. 49. 101332. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101332>

3. Andrievsky B. R. and Furtat I. B. (2020) Disturbance observers: methods and applications. I. Methods. *Automation and Remote Control*. 81(9). P. 1563–1610.

4. Elragal A. and Klischewski R. (2017) Theory-driven or process-driven prediction? Epistemological challenges of big data analytics. *J Big Data* 4. 19. <https://doi.org/10.1186/s40537-017-0079-2>

5. Christopher C. Drovandi, Christopher C. Holmes, James M. McGree, Kerrie Mengersen, Sylvia Richardson and Elizabeth G. Ryan. (2017) Principles of Experimental Design for Big Data Analysis. *Statist. Sci.* 32 (3). P. 385–404. August 2017. <https://doi.org/10.1214/16-STS604>

✉ Ryabchikov Mikhail Yu.
 e-mail: mr_mgn@mail.ru

6. Wolfgang Maass and Veda C. Storey. (2021) Pairing conceptual modeling with machine learning. *Data & Knowledge Engineering*. 134. 101909. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101909>
7. Amir Sakka, Sandro Bimonte, Stefano Rizzi, Lucile Sautot, Francois Pinet, Michela Bertolotto, Aurélien Besnard and Noura Rouillier (2021) A profile-aware methodological framework for collaborative multidimensional modeling. *Data & Knowledge Engineering*. P. 131–132. 101875, <https://doi.org/10.1016/j.datak.2021.101875>
8. Lemesko B. Yu., Lemesko S. B. and Semenova M. A. (2018) To question of the statistical analysis of big data. *Tomsk State University Journal of Control and Computer Science*. 44. P. 40–49.
9. Yuxin Wen, Jianguo Wu, Devashish Das and Tseng, Tzu-Liang (Bill). (2018) Degradation modeling and RUL prediction using Wiener process subject to multiple change points and unit heterogeneity. *Reliability Engineering and System Safety*. Vol. 176, issue C. P. 113–124.
10. Han M., Li W., Feng S., Qiu T. and C. L. P. Chen (2021) Maximum Information Exploitation Using Broad Learning System for Large-Scale Chaotic Time-Series Prediction. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. June 2021. Vol. 32, No 6. P. 2320–2329. doi: 10.1109/TNNLS.2020.3004253
11. Zhang G. Peter and Qi Min (2005) Neural network forecasting for seasonal and trend time series. *European Journal of Operational Research*. 160. P. 501–514
12. Fatehi A., Sadjadian H., Khaki-Sedigh A. and Jazayeri A. (2008). Disturbance Rejection in Neural Network Model Predictive Control. *IFAC Proceedings Volumes*. 41. P. 3527–3532.
13. Cunsong Wang, Zhenghong Zhu, Ningyun Lu, Yuehua Cheng and Bin Jiang (2021) A data-driven degradation prognostic strategy for aero-engine under various operational conditions *Neurocomputing*. Volume 462. 28 October 2021. P. 195–207. 10.1016/j.neucom.2021.07.080
14. Linkan Bian and Nagi Gebraeel (2014) Stochastic modeling and real-time prognostics for multi-component systems with degradation rate interactions. *IIE Transactions*. 46:5. P. 470–482. DOI: 10.1080/0740817X.2013.812269
15. Linkan Bian, Nagi Gebraeel and Jeffrey P. Kharoufeh (2015) Degradation modeling for real-time estimation of residual lifetimes in dynamic environments. *IIE Transactions*. 47:5. P. 471–486. DOI: 10.1080/0740817X.2014.955153
16. Wang H., Liao H. and Ma X. (2021) Remaining Useful Life Prediction Considering Joint Dependency of Degradation Rate and Variation on Time-Varying Operating Conditions. *IEEE Transactions on Reliability*. 70(2). P. 761–774. 10.1109/TR.2020.3002262
17. Mohammadmahdi Hajiha, Xiao Liu and Yili Hong (2021) Degradation under dynamic operating conditions: Modeling, competing processes and applications. *Journal of Quality Technology*. 53:4. P. 347–368. 10.1080/00224065.2020.1757390
18. Pannocchia G. and Rawlings J. B. (2003) Disturbance models for offset-free model-predictive control. *AIChE J*. 49. P. 426–437. <https://doi.org/10.1002/aic.690490213>
19. Bandara K., Bergmeir C. and Hewamalage H. (2021) LSTM-MSNet: Leveraging Forecasts on Sets of Related Time Series With Multiple Seasonal Patterns. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 32(4). P. 1586–1599. 10.1109/TNNLS.2020.2985720.
20. Kiara Ottogalli, Daniel Rosquete, Aiert Amundarain, Iker Aguinaga, Diego Borro (2019) Flexible Framework to Model Industry 4.0 Processes for Virtual Simulators. *Appl. Sci*. 9. 4983. doi:10.3390/app9234983
21. Gilberto Pérez Lechuga, Francisco Martínez Sánchez (2018) Modeling and Optimization of Flexible Manufacturing Systems: A Stochastic Approach, ICO 2018, AISC 866, P. 539–546, 2019. DOI: 10.1007/978-3-030-00979-3_57
22. Stefan Kern, Johannes Scholz (2020) Agent-Based Simulation for Indoor Manufacturing Environments—Evaluating the Effects of Spatialization, Geospatial Technologies for Local and Regional Development. *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. P. 309–324. DOI: 10.1007/978-3-030-14745-7_17
23. Mohd. Shaaban Hussain, Mohammed Ali (2019) A Multi-agent Based Dynamic Scheduling of Flexible Manufacturing Systems. *Global Journal of Flexible Systems Management*. 20(3). P. 267–290. DOI: 10.1007/s40171-019-00214-9
24. Andreas Kokkas, George-Christopher Vosniakos (2019) An Augmented Reality approach to factory layout design embedding oper-

ation simulation. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing*. DOI: 10.1007/s12008-019-00567-6

25. Rudin C. (2019) Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nat Mach Intell* 1. P. 206–215. 10.1038/s42256-019-0048-x

26. Ryabchikov M. Y. and Ryabchikova E. S. (2021) Big Data-Driven Assessment of Proposals to Improve Enterprise Flexibility Through Control Options Untested in Practice. *Glob J Flex Syst Manag*. <https://doi.org/10.1007/s40171-021-00287-5>

27. Shinyoung Kwag, Bu Seog Ju (2019) Application of a Bayesian hierarchical model to system identification of structural parameters. *Engineering with Computers*. DOI: 10.1007/s00366-019-00708-1

28. Dandan Feng, Zhanfeng Deng, Tongxun Wang, Yingying Liu, Lingling Xu (2018) Identification of disturbance sources based on random forest model. *2018 International Conference on Power System Technology*. P. 3370–3375.

29. Ginsberg K. S. Problema strukturnoj identifikacii dlya celej proektirovaniya sistemy avtomaticheskogo upravleniya [The Problem of Structural Identification for the Purposes of De-signing an Automatic Control System]. *Proceedings of the X International Conference «System identification and control» SICPRO '15*. P. 43–80. (in Russian)

30. Mourad Elloumi, Afef Ghanmi, Samira Kamoun (2018) Structural parameter identification approaches for interconnected nonlinear systems. *15th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*. P. 334–339.

31. Ginsberg K. S., Genkin A. L. (2017) On the structure identification scientific methodology foundations for the purpose of creation of real automatic control systems with required properties. *Cherepovets State University Bulletin*. (3). P. 24–30. (in Russian)

32. Genkin A. L., Ginsberg K. S. (2017) To the problem of structure identification for the purpose of creation of real automatic control system with required properties. *Cherepovets State University Bulletin*. (6). P. 19–24. (in Russian)

33. Ginsberg K. S. (2002) A new approach to the problem of structural identification. II. *Automation and remote control*. 63(6). P. 946–959.

34. Taguchi Y., Hino H. and Kameyama K. (2021) Pre-Training Acquisition Functions by Deep Reinforcement Learning for Fixed Budget Active Learning. *Neural Process Lett* 53. P. 1945–1962. <https://doi.org/10.1007/s11063-021-10476-z>

35. Jose-Fernando Jimenez, Gabriel Zambrano-Rey, Santiago Aguirre and Damien Trentesaux (2018) Using process-mining for understating the emergence of self-organizing manufacturing systems. *IFAC Papers On Line 51-11*. P. 1618–1623.

36. Ghazaleh Khodabandelou, Charlotte Hug, Rebecca Deneckère, Camille Salinesi (2013) Process Mining Versus Intention Mining, Conference Paper. *Lecture Notes in Business Information Processing*. DOI: 10.1007/978-3-642-38484-4_33

37. William Derigent, Olivier Cardin, Damien Trentesaux (2020) Industry 4.0: contributions of holonic manufacturing control architectures and future challenges. *Journal of Intelligent Manufacturing*. DOI: 10.1007/s10845-020-01532-x

38. Ryabchikov M. Y. and Grebennikova V. V. (2013) Simulation of the combined effect of production factors on metallurgical sinter mechanical strength. *Metallurgist*. 57(3–4). P. 274–283.

39. Ryabchikov M. Yu., Grebennikova V. V., Ryabchikova E. S. and Bogdanov N. V. (2016) Problems of quality management of metallurgical agglomerate on the basis of results of operational x-ray fluorescent analyses. *Quality and life*. 2 (10). P. 13–20. (in Russian)

40. Ryabchikov M. Yu. (2018): Metallurgical agglomerate quality management with the account of its impact on the blast-furnace process efficiency. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. V. 94, No 9-12. P. 3785–3794.

41. Ryabchikov M. Y., Ryabchikova E. S., Shmanev D. E. and Kokorin I. D. (2021) Strip cooling control for flexible production of galvanized flat steel. *Steel in translation*. 51(7). P. 446–455.

Ryabchikov Mikhail Yu. — cand. tech. Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Automated Control Systems, Nosov Magnitogorsk State Technical University.

E-mail: mr_mgn@mail.ru

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-5337-0951>

Ryabchikova Elena S. — cand. tech. Sciences, Associate Professor of the Department of Automated Control Systems, Nosov Magnitogorsk State Technical University.

E-mail: mika.elena@mail.ru

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-6441-1157>