АДАПТИВНОЕ ОЦЕНИВАНИЕ И УПРАВЛЕНИЕ ДЛЯ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ: ПРОШЛЫЕ ДОСТИЖЕНИЯ И НЕРЕШЕННЫЕ ЗАДАЧИ

DOI: 10.18572/2686-8598-2019-1-1-31-45

Семушин И.В., IEEE, Member
Информационные технологии, Ульяновский государственный университет,
42 ул. Л. Толстого, Ульяновск, 432000, РФ
I.V.SemushinRF@ieee.org

В технических системах способность приспосабливаться к неизвестным или непредвиденно изменяющимся условиям функционирования создают искусственно, оснащая основной контур системы контуром адаптора. В статье характеризовано состояние исследований и практических разработок в этой области. Показано, что адаптор систем оценивания и управления должен обеспечивать согласованное решение трех задач: (i) скорейшее обнаружение возможных модельных нарушений относительно прежней модели; (ii) несмещенная и достаточно быстро сходящаяся идентификация действующей модели и (iii) вычислительно эффективная модификация обратной связи в основном контуре управления. Имеющиеся достижения в решении этих задач характеризованы отдельно по многим публикациям и некоторым авторским разработкам. В числе последних активный принцип адаптации для задачи идентификации моделей в классе линейных инвариантных во времени (LTI) систем управления.

Ключевые слова: адаптивная система, обнаружение модельных нарушений, идентификация параметров, модификация обратной связи, LTI система управления.

ADAPTIVE ESTIMATION AND CONTROL: PREVIOUS ACHIEVEMENTS AND OPEN PROBLEMS

Semushin I.V., IEEE, Member
Information Technology, Ulyanovsk State University,
42 L. Tolstoy Str., Ulyanovsk, 432000, Russia
I.V.SemushinRF@ieee.org

Engineering systems' adaptability to the unknown and unexpectedly changing equipment condition and environmental data is provided artificially by equipping the main loop of control with the adaptor loop. The paper characterizes the current status of research and practical studies in the field. As shown for estimation and control systems, the adaptor's task is to ensure the efficient and conforming solution of the following three problems. Problem 1 is the quickest change point detection in the acting model relative to the previous model. Problem 2 is the unbiased and adequately quick identification of the acting model. Problem 3 is the computationally efficient modifying the feedback in the main loop of control. The paper characterizes the current status of research and practical studies in the field over many publications and some author's developments. Among the latter, there is the active principle of adaptation for model identification in the class of linear time-invariant control systems.

Keywords: adaptive system, model change detection, parameter identification, feedback modification, LTI control system.

1. ГЛАВНЫЙ МОТИВАТОР ИССЛЕДОВАНИЙ – СЛОЖНОСТЬ СИСТЕМ

В наши дни классические методы моделирования, логической аргументации или вычислений не могут быть детерминисткими и моносемичными. Со временем этот сюжет становится все более многозначным; он проникает во все сферы деятельности и жизни людей в современном мире (Forsite, 2018). «По мере того как сложность системы растет, наша способность делать точные и в то же время значимые заключения о ее поведении уменьшается до некоторого порога, за которым точность и значимость (или тематическое соответствие) становятся почти взаимоисключающими качествами» (Zadeh, l975).

Для системной характеристики «сложность» до сих пор нет общепринятого точного определения: интенсивность исследований столь высока, что она как будто «заслоняет» терминологические дискуссии. Однако дело обстоит не совсем так. Количество публикаций (по разным оценкам, за пятьдесят лет уже превысившее 106) вынуждает уточнять формулировки понятий. Издательство Springer запустило программу под названием: Springer Complexity Understanding Complex Systems. За 2004–2018 гг. выпущено 128 томов в этой серии . Процитируем Editorial and Programme Advisory Board в одном из томов (Martinez-Guerra et al., 2015): «Springer Complexity – это программа опубликования лучших исследовательских и учебных материалов как по фундаментальным, так и прикладным аспектам сложных систем с охватом всех традиционных дисциплин естественных и биологических наук, техники, экономики, медицины, нейробиологии, социологии и информатики. Сложные системы – это системы, которые включают в свой состав много взаимодействующих частей со способностью порождать новое качество макроскопического коллективного поведения, проявлениями которого являются спонтанные образования отдельных временных, пространственных или функциональных структур. Модели таких систем могут быть успешно отображены на совершенно различные ситуации ‘реальной жизни’, такие как климат, когерентное светоизлучение от лазеров, диффузно-контролируемые химические системы, биолого-клеточные сети, динамические процессы на рынке фондовых бумаг и в Интернете, статистика и предсказание землетрясений, движение на скоростных автомагистралях, человеческий мозг или формирование взглядов в социальных системах, – вот лишь некоторые из распространенных приложений».

Говоря о сложных системах, многие специалисты сходятся во мнении (Anavatti et al., 2015; Hansen & Sargent, 2001), что поведение сложной системы демонстрирует неопределенность как ее первейшее свойство: неопределенность – именно та первопричина, которая делает систему сложной. Несовершенство сведений о системе проявляет себя в различных формах (Dubois & Prade, 1993): либо вероятностная (стохастическая), либо возможностная (нечеткая), либо хаотическая; устранимая, либо неустранимая; параметрическая, либо непараметрическая (функциональная); оцениваемая, либо не поддающаяся оцениванию; возникающая спонтанно (в случайные моменты времени), либо изначально существующая; сосредоточенная (в изолированном месте), либо пространственно распределенная. Соответственно этому существует множество теорий и способов действовать в условиях неопределенности.

Внимание данной статьи обращено к той форме неопределенности, которая существует в физически обусловленных динамических структурах, чье состояние ведет себя как параметризованный стохастический процесс, при этом неизвестные значения параметров принципиально идентифицируемы из наблюдаемых данных, хотя и могут относительно нечасто, но непредсказуемо изменять свои значения. Послед-

Complexity: http://www.springer.com/series/5394
https://www.springer.com/series/5394?detailsPage=titles

нее явление в технических системах может означать возможные нарушения, реконфигурацию или отказы отдельных блоков системы. В частности, в задачах перехвата подвижных объектов это может быть воспринято как непредвиденный маневр уклонения объекта наблюдения. В медико-биологических приложениях это может служить признаком резкого обострения заболевания. В системах цифровой беспроводной коммуникации это может говорить о принципиальном изменении характеристик канала связи из-за осложнений помехо-шумовой обстановки.

Неопределенность и/или непредвиденная изменчивость обстановки – в любом варианте отображения на ситуации реальной жизни – требует высокоинтеллектуальных действий системы: (i) своевременно (скорейшим образом) обнаруживать значимые модельные нарушения, (ii) приемлемо быстро и удовлетворительно точно идентифицировать новую модель, возникшую после произошедшего нарушения и (iii) модифицировать алгоритмы и/или структуру системы надежным и незатратным способом, парируя нарушения ради тех целей, для достижения которых эта система создана.

2. АДАПТИРУЕМОСТЬ – ПЕРВЫЙ ПРОТИВОВЕС НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

В математической теории обработки данных и управления проблема преодоления неопределенности имеет долгую историю, отраженную в ряде обзорных материалов (Dumont & Huzmezan, 2002; Anderson, 2005; Antsaklis, 2007; Tyukin, 2011; Black et. al., 2014; Anavatti et al., 2015; Yechiel & Guterman, 2017). Начиная от первых принципов автоматической оптимизации систем управления (Draper, 1951), первых подходов к разработке таких систем (Kalman, 1958) и фундаментальных работ по дуальному управлению (Feldbaum, 1961–1962), эта проблема оказалась в центре внимания профессионалов и инициировала появление массы публикаций в журналах, трудах конференций (Sadraddini & Belta, 2017), книгах (Ohap & Stubberud 1976; Saridis, 1977; Fomin, 1984; Caines, 1988) и учебных пособиях, определяя тем самым передние рубежи исследований в развитии теории и методов проектирования систем с наивысшими способностями преодолевать неопределенность.

Глубокое проникновение в историю теории систем автоматического управления (ТАСУ), подкрепленное чтением таких томов, как (Gibson, 1962; Singh, 1986; Webster, 2007), убеждает, что ТАСУ как наука, базирующаяся на математических моделях, проходит в своем развитии через три эпохи (рис. 1).

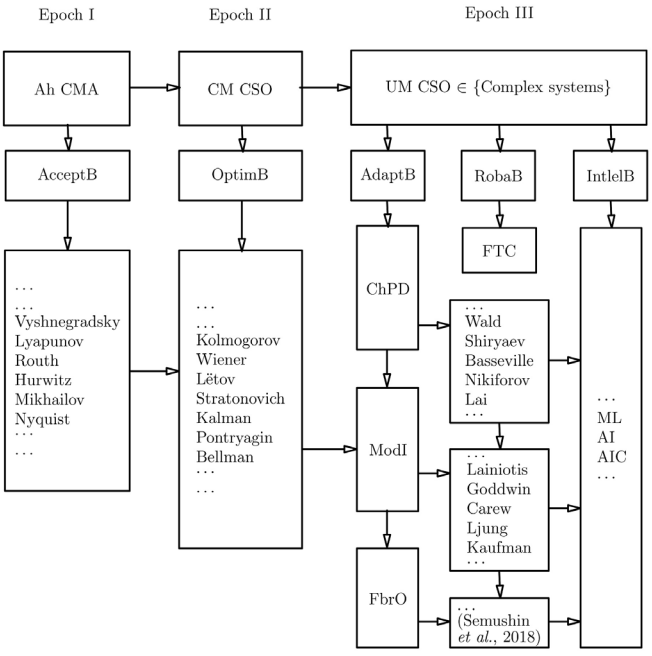

Рис. 1. Три эпохи истории систем управления. Сокращения: Ah CMA ≡ Ad hoc Control Methods Acquisition; CM CSO ≡ Certainty Model Control System Optimization; UM CSO ≡ Uncertainty Model Control System Optimization; AcceptB ≡ Acceptability Based; OptimB ≡ Optimality Based; AdaptB ≡ Adaptability Based; RobaB ≡ Robustness Based; IntelB ≡ Intelligence Based; ChPD ≡ Change Point Detection; ModI ≡ Model Identification; FbrO ≡ Feedback re-Optimization; FTC ≡ Fault Tolerant Control; ML ≡ Machine Learning; AI ≡ Artificial Intelligence; AIC ≡ Intelligent Automatic Control. Источник: автор

Современная эпоха III – эпоха оптимизации неопределенных систем. Она образовала три ветви: адаптируемость, робастность и интеллектуальность. Адаптируемость (первая ветвь) – способность подстраиваться к новым условиям. Робастность (вторая ветвь) – способность воспринимать неопределенность как мешающий фактор, который не нужно идентифицировать, а только компенсировать (в грубой манере), что приводит к отказоустойчивому управлению (FTC). В противоположность этому, адаптируемость требует от системы решения трех задач: (i) обнаруживать новые условия, (ii) идентифицировать их и (iii) должным образом модифицировать самое себя, чтобы «приноровиться» к реальной обстановке или даже работать лучше. По мнению Гибсона (Gibson, 1962), эти три функции должны быть атрибутами любой адаптивной системы. Триединство этих способностей составляет понятие адаптируемость системы. Для технической реализации этих функций системы в ее составе должны присутствовать соответствующие блоки: «Обнаружитель», «Идентификатор» и «Модификатор». Они принадлежат той супервизорной части системы, которую обобщенно называют «Адаптор» (Tsypkin, 1968). Этим выделяют класс адаптивных систем (АС) в ряду сложных систем.

Новейшая ветвь эпохи III – интеллектуальность - означает, обладание системой встроенными способностями имитировать высокоразвитый интеллект человека. Методы машинного обучения (ML) и искусственного интеллекта (AI) находятся в стадии интенсивных разработок для создания интеллектуальных систем адаптивного управления (AIC).

3. КОНФИГУРИРОВАНИЕ АДАПТИВНОЙ СТОХАСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

На первый взгляд, выполнение указанных функций адаптора не обязано распадаться на последовательные процессы и также не обязано быть вынесено за пределы выполнения функций основного контура системы (ОКС). Изначально так и было: модификацию (обновление) параметров ОКС совмещали с их идентификацией непосредственно в ОКС (Feng & Lozano, 1999, p. 7–21), реализуя концепцию дуального управления (Feldbaum, 1961–1962) и фактически смиряясь с тем фактом, что такие алгоритмы «неожиданно» (Anderson, 2005, p. 1) «оказывались нестабильны» (Dumont & Huzmezan, 2002, p. 2). Позднее в качестве базисного решения был признан альтернативный взгляд на «адаптивную систему управления как иерархическую систему с двумя уровнями (рис. 2): Уровень 1 – обыкновенная система с обратной связью (ОКС); Уровень 2 – контур адаптации» (Landau et al., 2011, p. 4, Fig. 1.3).

Идентификация – центральная часть механизма адаптации – это пошаговый, итерационный процесс, имеющий собственный отсчет времени в виде количества пройденных итераций (объема обработанных данных) до получения приемлемых (финальных) оценочных значений неизвестных параметров ОКС; эти должны заменять в ОКС прежние – признанные аномальными в изменившейся реальности – значения Фактически идентификатор проводит работу, которую Anderson называет «редизайн управления» (Anderson, 2005, p. 17).

Если передавать в ОКС текущие оценочные значения еще не зафиксированные в качестве финальных, как это было на первых порах развития АС, то специфические проблемы ненадежного выполнения основной функции системы (управления) неизбежно возникают: неустойчивость и/или утрата робастности (Feng & Lozano, 1999, p. 23–40).

Риск подобных проблем имеет и альтернативная – последовательная – схема (см. рис. 2). Если процедура идентификации, запущенная сигналом Start о возможном нарушении, длится слишком долго, ОКС продолжает использовать те (устаревшие) значения параметров, которые были в нем до запуска этой процедуры, пока сигнал Stop об останове этой процедуры не пришел от Обнаружителя.

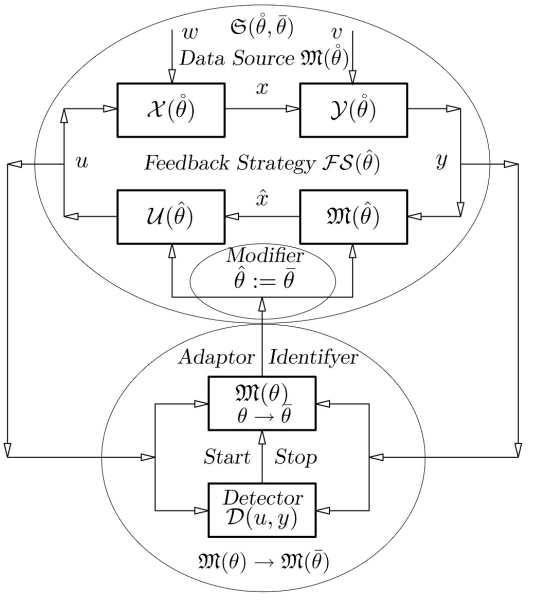

Рис. 2. Архитектурное решение адаптивной стохастической системы управления. Источник: автор

Обнаружитель работает постоянно. Когда ОКС находится в номинальном режиме, он решает задачу скорейшего обнаружения момента появления нарушения – момента разладки, чтобы в результате сигналом Start произвести пуск Идентификатора; в этот момент он переключается на решение обратной задачи скорейшего обнаружения момента парирования нарушения – «момента наладки», чтобы в итоге сигналом Stop прекратить идентификацию и тут же инициировать пуск Модификатора для того, чтобы завершить редизайн управления – переналадить параметры основного контура на обновленные финально оцененные значения параметров: := Однако такое резкое обновление (модификация) параметров контроллера после слишком долгой процедуры идентификации может вносить дополнительную нестабильность в работу основного контура управления (Anderson, 2005, p. 17). Проблема согласования темпов работы контура адаптации и основного контура системы остается критической и ожидает новых решений.

Основной контур адаптивной системы управления (см. рис. 2) содержит: в прямой связи $\mathfrak{M}^{(\ddot{\theta})}$ – объект $\{^{(\ddot{\theta})}$ обладающий состоянием *x*, и сенсор $|^{(\ddot{\theta})}$ выдающий результаты наблюдения *y*; а в стратегии обратной связи iv $(\hat{\theta})$ оцениватель состояния (фильтр) $\mathfrak{M}(\hat{\theta})$ вычисляющий оценку $\hat{x}$ состояния, и регулятор x$(\hat{\theta})$ вырабатывающий управляющее воздействие *u*. Разделение стратегии обратной связи (контроллера) на каскадно соединенные фильтр и регулятор, как это показано на рис. 2, является стандартным подходом (Campi and Kumar, 1998), опирающимся на принцип стохастической эквивалентности и теорему разделения (Huang 2016; Hansen & Sargent, 2005; Mareels et al., 1987). В некоторых приложениях с быстропротекающими процессами, например в совмещенных системах оценивания/нацеливания для решения задач перехвата в контексте ПРО (Josef, 2009), принцип разделения приводит к неудовлетворительному функционированию АС. Для преодоления этих трудностей предложены разные подходы: (*i*) частичное разделение (Witsenhausen, 1971); (*ii*) инжекция пробных сигналов в систему для придания оценкам параметров свойства состоятельности (Caines & Lafortune, 1984); (*iii*) использование регуляризованных (*cost-biased*) оценивателей параметров (Bittanti & Campi, 2006); и (*iv*) интегрированное проектирование оценивателя состояния и регулятора (Josef, 2009).

Таким образом, для оснащения системы свойством адаптируемости требуется решение шести принципиально важных задач:

(i) скорейшее обнаружение момента появления нарушения;

(ii) скорейшее обнаружение момента парирования нарушения;

(iii) несмещенная и достаточно быстро сходящаяся идентификация параметризованной модели $\mathfrak{M}^{(\ddot{\theta})}$ источника реальных данных, чьи «истинные» значения $(\ddot{\theta})$ параметров могут быть номинальными или же возникающими как аномальные в результате нарушения;

(iv) вычислительно эффективная модификация основного контура системы, некритическая для его устойчивости;

(v) эффективная стратегия взаимодействия структурных единиц адаптора между собой и с основным контуром системы, приводящая к решению следующей (финальной) задачи:

(vi) численно устойчивая и эффективно согласованная работа двух контуров адаптивной системы в реальных условиях.

4. ОБНАРУЖЕНИЕ МОМЕНТОВ МОДЕЛЬНЫХ НАРУШЕНИЙ

Скорейшее обнаружение моментов разладки (модельных изменений) критично для многих приложений. К настоящему времени эта задача накопила ряд важных ре-

шений в многочисленных статьях (Newbold & Ho, 1968; Moustakides, Polunchenko & Tartakovsky 2011; Unnikrishnan et al., 2011; Veeravalli & Banerjee, 2012; Li, Lai, & Cui 2013), технических отчетах (Chandola et al., 2009; Lai & Xing, 2009), монографиях (Senin, 1974; Nikiforov, 1983; Zhiglyavskiy & Kraskovskiy, 1988; Basseville & Nikiforov, 1993; Shiryaev, 2014) и обзорах (Lai, 1995; Tartakovsky, 2008; Aminikhanghahi & Cook, 2016), в которых содержится много полезных ссылок и где часто цитируются процедуры Пэйджа и Ширяева-Робертса, включая определенные асимптотические свойства этих тестов, и их обобщения.

В контексте адаптивных систем управления, где процедуры обнаружения нарушений приходится выполнять совместно с алгоритмами идентификации (см. рис. 2), число исследований недостаточно. Предлагаемые в этой области алгоритмы могут быть специфичны, обусловлены тем или иным методом идентификации. Так, при идентификации по так называемому активному принципу адаптации (Semushin, 2014; Semushin, 2011–2013, pt. II) можно пользоваться тем, что оптимальность адаптивного фильтра по критерию $\min_\theta J_\varepsilon(\theta)$ среднего квадрата функции ошибок $\varepsilon(\theta)$ обнаруживается признаком стохастической ортогональности (взаимной некоррелированности) функции ошибок $\varepsilon(\theta)$ с ее функциями чувствительности (частными производными) по параметрам θ. Такого рода вторичные признаки могут быть работоспособны и оптимизированы по статистическим критериям качества для совместной работы с идентификатором (Semoushin, 2003; Semushin, 1980; Semushin & Ponyrko, 1973). Задачи обнаружения не в общем контексте разладок случайного процесса или временного ряда, как это типично для имеющихся публикаций, а именно в контексте специфики адаптивных систем управления, требуют продолжения исследований. Общие наименования этих задач, касающихся обнаружения, предложены в конце разд. 3 за номерами *(i)*, *(ii)* и *(v)*.

5. ИДЕНТИФИКАЦИЯ УПРАВЛЯЕМОЙ МОДЕЛИ СИСТЕМЫ

Несмотря на большое число публикаций по методам идентификации систем, число действительно различных и принципиально важных идей или концептуальных подходов не так велико. Обилие публикаций свидетельствует о том, что здесь нужна серьезная работа по упорядочиванию идей или концепций. Мехра проводил такую работу в отношении адаптивной фильтрации (Mehra, 1972) и выделил пять больших обобщенных категорий методов (принципов), которые применимы также и к задаче идентификации систем (Semushin, 2011–2013, pt. I):

(1) Принцип байсовской адаптивной модели.

(2) Принцип расширенной адаптивной модели.

(3) Принцип модели аналитических соотношений.

(4) Принцип критериальной модели (основанной на инструментальном критерии качества).

(5) Принцип согласования характеристик.

Позднее Льюнг утверждал, что в задаче идентификации систем есть лишь два ключевых вопроса: выбор структуры параметризованной модели $\mathfrak{M}\ \theta$ и выбор критерия качества $J(\theta)$ модели (Ljung, 1978). Хотя эти концепции относятся к четвертому из вышеуказанных принципов, время показало, что они, действительно, универсальны (Tsypkin, 1981; Tsypkin, 1982).

Вопрос 1: «Как обосновать вид модели данных и как при этом понимать значения $\overset{\infty}{\theta}$?» – Не забывайте известный афоризм: «Essentially, all models are wrong, but some are useful.» (Box & Draper, 2012) или принцип бритвы Оккама (Adhikari & Agrawal, 2013, p. 16): «Сталкиваясь с рядом конкурирующих и адекватных объяснений, выбирайте наиболее простое».

Управляемую часть системы принято представлять параметризованными уравнениями объекта {(θ̈) и сенсора |(θ̈) (см. рис. 2), в которых неопределенность описания выражена наличием неизвестных значений θ̈ параметров θ Обычно уравнения продиктованы действием тех или иных законов физики (или живой природы, если есть веские основания их применять). Поэтому в литературе для представления источника данных (управляемой части системы) применяют физически структурированное параметризованное (ФСП) описание, или ФСП-модель, или «серый ящик» в отличие от «черного ящика» – полностью неизвестного описания (Merc`ere et al., 2014).

С конца 1960-х годов ряд решений для идентификации систем был построен и впоследствии описан в известных монографиях (Graupe, 1976; Ljung & Söderström, 1983; Ljung, 1987; Södersröm & Stoica, 1989). Кроме общих монографий, появились работы, специализированные для задач управления (Kumar & Varaiya, 1986; Van den Hof & Bombois, 2004; Bierling, 2014). Общее же число журнальных публикаций по идентификации систем, по оценке Льюнга (Ljung, 2010), близко к 10^5. За прошедшие с тех пор 8 лет это число выросло значительно, но в нем преобладают решения, относящиеся к линейным моделям систем. Однако надо признать, что большинство систем линейны только в первом приближении. Это немедленно вызывает сомнения в значимости тех результатов, которые получены в линейной постановке. В силу этого идентификация нелинейных моделей систем является одной из самых злободневных тем современных исследований, но пока эта теория не достигла того уровня зрелости, который существует для линейных систем (Spall & Cristion, 1998; Nelles, 2001; Kerschen et al., 2006; Giri & Bai, 2010).

Недавние исследования нелинейных систем (Schoukens et al., 2016, p. 55) с учетом ранних работ (Mäkilä & Partington, 2004; Enqvist, 2005) вводят концепцию наилучшей линейной аппроксимации (the Best Linear Approximaion, BLA) для эквивалентного представления нелинейной системы линейной моделью. Эта концепция позволяет уточнять, что´ имеют в виду авторы, когда представляют управляемую часть системы линейными уравнениями. Приведем ее, внося ниже в определение (1) возможную зависимость модели от вектора параметров θ и переобозначая входной сигнал с *u(t)* на *w(t)*, что не изменяет этой новой парадигмы, но проясняет понимание часто используемого термина «точные значения» θ̈ параметров модели:

Линейная система со случайным входом *w(t)*, задаваемая либо импульсной передаточной функцией $G_{\mathrm{BLA}}(q, \ddot{\theta})$ с параметрами θ̈ либо соответствующей частотной передаточной функцией $G(w, \ddot{\theta})$, называется наилучшей линейной аппроксимацией (the BLA), если она наилучшим образом аппроксимирует наблюдаемые данные *y(t)*. Формально это означает:

$$G_{\mathrm{BLA}}(q, \ddot{\theta}) \boxtimes \arg\min_{G(\theta)} \mathrm{E}\left\{\left[y(t) - G(q, \theta)w(t)\right]^2\right\}, \quad (1)$$

где q есть оператор сдвига для дискретной во времени модели и математическое ожидание E {·} в (1) берется по отношению к случайному входу *w(t)* (Schoukens et al., 2016, p. 55).

Вопрос 2: «Какой критерий качества $J(\theta)$ модели выбрать для ее идентификации?» – Возвращаясь к принципам идентификации, отметим, что их понимание в сообществе экспертов (видимо, со временем) стало сводиться к принципу минимума ошибки предсказания: Minimum Prediction Error (MPE) identification methods (Caines, 1988, p. 482–573; Ljung, 1987), как это можно видеть из работ, посвященных большому вкладу Леннарта Льюнга (Gevers, 2006). В этом термине – минимум ошибки предсказания

– нет уточнения, о предсказании чего идет речь. Все работы в классе MPE-методов имеют в виду (по умолчанию) предсказание выходных наблюдаемых данных системы. Иными словами, термин MPE-методы означает опору на минимум ошибки предсказания выхода (МОПВ) системы. Такой взгляд естествен, если принять тот факт, что лишь эти данные доступны, в то время как «чистый» вектор состояния системы скрыт в абстактной математической модели, он зашумлен и принципиально недоступен. Это – традиционная позиция: есть реалистичная МОПВ-схема в противовес нереалистичной схеме, чей критерий качества – минимум ошибки предсказания состояния (МОПС) системы.

Большая удача, если бы удалось измерять адекватность модели – не в теории, а в рабочем процессе ее идентификации – в терминах пространства ее внутренних состояний, а не в терминах пространства выходов системы. Согласно содержательному и формальному определениям Калмана, пространство состояний, есть множество внутренних состояний системы, которое «достаточно богато для того, чтобы вмещать всю информацию о предыстории системы, необходимую для предсказания влияния прошлого на будущее» (Kalman et al., 1969). Чтобы обойти факт недоступности ошибки предсказания состояния для формирования рабочего (инструментального) критерия качества адаптивной модели, предложен и получил определенное развитие так называемый активный принцип адаптации (Semushin, 2011–2013, pts. I, II, IV; Semushin, 2014). Его основу составляет идея формирования такого наблюдаемого функционала качества, у которого минимизирующий аргумент совпадает с минимизатором исходного ненаблюдаемого функционала качества (среднеквадратического критерия ошибки предсказания состояния). Таким минимизатором является ОФК –оптимальный фильтр Калмана $\mathfrak{M}^{(\overset{*}{\theta})}$, рассматриваемый как инновационное (обновляющее) представление реального источника данных, скрытое в наблюдаемых данных. Задача идентификации заключается в том, чтобы максимально точно приближать адаптивную модель $\mathfrak{M}^{(\overset{*}{\theta})}$ (см. рис. 2) свойства полной наблюдаемости. Именно это позволяет извлекать из конечной серии наблюдаемых данных информацию о текущем состоянии объекта $\{^{(\overset{*}{\theta})}$ чтобы приближать к этому состоянию состояние адаптивного фильтра $\mathfrak{M}^{(\theta)}$

6. МОДИФИКАЦИЯ ОБРАТНОЙ СВЯЗИ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

Как отмечалось, задача Модификатора (см. рис. 2) – выполнять редизайн управления, т. е. переналаживать параметры обратной связи основного контура управления на обновленные финально оцененные значения параметров: $\hat{\theta} := \overline{\theta}$. По этой задаче адаптации систем управления меньше всего существует публикаций, хотя любая одномоментная переналадка должна быть не только вычислительно эффективна, но и не приводить к разбалансированию режима управления в целом.

По вычислительным аспектам модификации обратной связи в адаптивной системе управления (см. рис. 2) существуют эффективные решения: алгоритмы ре-оптимизации регулятора x $(\hat{\theta})$ (Semushin et al., 2018; Semushin, 2011–2013, pt. III) и алгоритмы вычислений в адаптивном фильтре Калмана $\mathfrak{M}^{(\theta)}$ работающем по методу ВФК (Semushin et al., 2018; Semushin, 2011–2013, pt. IV), см. разд. 5.

7. ПРАКТИЧЕСКИЕ ПРИМЕНЕНИЯ И ПРИЗНАТЕЛЬНОСТИ

Применения. Большое число теоретических результатов в области адаптивного управления создает возможности разнообразных, актуальных и интересных практических применений, в их числе: навигация и управление морских подвижных объектов (Amerongen, 2005), включая предотвращение столкновений; перехват быстро-

маневрирующих целей (Josef, 2009); оценивание состояния скоротечных событий (Hong et. al., 2018); обработка медицинских данных (Semushin et al., 2016); оценивание характеристик каналов связи для OFDM- или DMT-технологий (Semushin et al., 2017); контроль процессов в электроэнергетике (Zanni et al., 2017) и многое другое (Auger et. al., 2013). Работы в этих областях проводятся с целью охвата более широких вопросов испытаний и практического использования.

Признательности. Данное исследование является частью работ, поддержанных грантами РФФИ РФ и Правительством Ульяновской области[2] .

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенный анализ литературы по разработкам мирового научного сообщества в области систем управления, способным эффективно противостоять сложным – неопределенным и непредвиденно изменяющимся – условиям функционирования, показывает нарастающую активность исследователей. Адаптируемость технических систем переводит такие системы в категорию сложных систем, изучаемых широким фронтом практически во всех научных дисциплинах. Хотя основные архитектурные решения для адаптивных систем управления определены прошлыми достижениями, многие задачи требуют дальнейших усилий научных коллективов. Данная работа выделяет в их числе шесть задач, принципиально важных для оснащения систем управления свойством адаптируемости в полной мере.

REFERENCES

1. Adhikari R., Agrawal R.K. An introductory study on time series modeling and forecasting. Germany: LAP Lambert Academic Publishing, 2013. [Online] Available: https://arxiv.org/abs/1302.6613 (26 Feb 2013).

2. Amerongen J., van. Adaptive steering of ships (Ph.D. thesis). Delft, The Netherlands: Delft University of Technolody, 2005.

3. Aminikhanghahi S., Cook D.J. A survey of methods for time series change point detection. Knowledge and Information Systems. 2016. 51(2). 339. [Online] Available: https://doi.org/10.1007/ s10115-016-0987-z (08 Sept 2016).

4. Anavatti S.G., Santoso F., Garratt M.A. Progress in Adaptive Control Systems: Past, Present, and Future. In 2015 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture, and Industrial Automation (ICAMIMIA). 2015. P. 1–8. [Online] Available: https://doi.org/10.1109/ ICAMIMIA.2015.7537196 (11 Aug 2016).

5. Anderson B.D.O. Failures of adaptive control theory and their resolution. Communications in Information and Systems. 2005. 5(1). 1–20. [Online] Available: http://users.cecs.anu.edu.au/~briandoa/ pubs/hidden/R412AN798.pdf.

6. Antsaklis P.J. Intelligent Control. In J. Webster (Ed.), Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering. 24 Volume Set. 2007. P. 1–11 (W1019.pdf). New York: John Wiley & Sons, Inc.[Online] Available: https://doi.org/10.1002/047134608X. W1019. First published: 27 December 1999. [Online] Available: http://www4.hcmut. edu.vn/~hthoang/dktm/Intelligent%20Control.pdf (18 Aug 2015).

7. Auger F., Hilairet M., Guerrero J.M., Monmasson E., Orlowska-Kowalska T., Katsura S. Industrial applications of the Kalman filter: a review. IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2013. 60(12). 5458–5471. [Online] Available: https://doi.org/ 10.1109/TIE.2012.2236994.

8. Basseville M, Nikiforov I.V. Detection of abrupt changes-theory and application. Prentice

[2] Проект РФФИ № 18-47-730001_р_а, Проект РФФИ № 18-41-732002_р_мк и Проект РФФИ № 13-01-97035.

Hall, Englewood Cliffs. 1993. [Online] Available: http://people.irisa.fr/ Michele.Basseville/ kniga/.
9. Bierling T. Comparative analysis of adaptive control techniques for improved robust performance. Dr.-Ing. genehmigten Dissertation. München: Der Technischen Universität München, 2014. 286 p.
10. Bittanti S., Campi M.C. Adaptive control of linear time invariant systems: The «bet on the best» principle. Communications in Information and Systems. 2006. 6(4). 299–320. [Online] Available: https://projecteuclid.org/euclid.cis/1183728999.
11. Black W.S., Haghi P., Ariyur K.B. Adaptive systems: history, techniques, problems, and perspectives. Systems. 2014. 2. 606–660. [Online] Available: https://doi.org/ 10.3390/ systems2040606.
12. Box G.E.P., Draper N.R. Response surfaces, mixtures, and ridge analyses (2nd Edition). New York: Wiley, 2012.
13. Caines P.E. Linear Stochastic Systems. New York Chichester Brisbane Toronto Singapore: John Wiley & Sons, Inc., 1988.
14. Caines P.E., Lafortune S. Adaptive control with recursive identification for stochastic linear systems. IEEE Trans. on Automatic Control, AC-29. 1984. 312–321.
15. Campi M.C., Kumar P.R. Adaptive linear quadratic Gaussian control: The cost-biased approach revisited. SIAM J. Control Optim. 1998. 36(6). 1890–1907. [Online] Available: http://marco-campi.unibs. it/pdf-pszip/LQG-statespace-SIAM.pdf.
16. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly detection: A survey. ACM Computing Surveys (CSUR). 2009. 41(3). 1–58. [Online] Available: https://doi.org/ 10.1145/1541880.1541882.
17. Draper C.S. Principles of optimalizing control systems and an application to the inertial combustion engine. Mawson: ASME Publications, 1951.
18. Dubois D., Prade H. A glance at non-standard models and logics of uncertainty and vagueness. In J. Dubucs (Ed.), Philosophy of Probability. 1993. P. 169–222. Philosophical Studies Series, 56. Dordrecht: Springer. [Online] Available: https://doi.org/ 10.1007/978-94-015-8208-7_9.
19. Dumont G.A., Huzmezan M. Concepts, methods and techniques in adaptive control. In Proceedings of the 2002 American Control Conference. 2002. Vol. 2. P. 1137–1150. [Online] Available: http://dx.doi.org/10.1109/ACC.2002.1023173 (07 Nov 2002).
20. Enqvist M. Linear models of nonlinear systems (Ph.D. dissertation No. 985). Linköping: Institute of Technology, Linköping Univ., Sweden. 2005.
21. Feldbaum A.A. Teoriya dual'nogo upravleniya I–IV. Avtomatka i telemekhanika. 1961–1962. Pt. I, 21(9). 874–883; pt. II, 21(11), 1033–1039; pt. III, 22(1), 1–12; pt. IV, 22(2), 109–121.
22. Feng G., Lozano R. Adaptive control systems. Oxford Auckland Boston Johannesburg Melbourne New Dehli: Reed Educational and Professional Publishing Ltd., 1999.
23. Fomin V.N. Rekurrentnoe otsenivanie i adaptivnaya fil'tratsiya. M.: Nauka, 1984.
24. Forsite P. Working with uncertainty (1st edition). Bookboon.com (eLibrary). 2018. [Online] Available: https://bookboon.com/en/working-with-uncertainty-certain-ebook.
25. Gevers M. System identification without Lennart Ljung: what would have been different? In T. Glad & G. Hendeby (Eds.) Forever Ljung in System Identification (Ch. 13). Norrtalje: Studentlitteratur AB, 2006.
26. Gibson J.E. Nonlinear Automatic Control (Chapter 11). New York: McGrow Hill, 1962.
27. Giri F., Bai E.W. Block-oriented nonlinear system identification. Berlin Heidelberg, Germany: Springer, 2010.
28. Graupe D. Identification of systems. New York: Robert E. Krieger Publishing Company, 1976.
29. Hansen L.P., Sargent T.J. Robust control and model uncertainty in macroeconomics. The American Economic Review. 2001. 91(2). 60–66. [American Economic Association: Papers

and Proceedings of the Hundred Thirteenth Annual Meeting of the American Economic Association (May, 2001)]. [Online] Available: https://www.jstor. org/stable/2677734. An monography version: [Online] Available: https://pdfs. semanticscholar.org/af64/f9ae553 59a010af173e81f86f17f60352b63.pdf (8 May 2003).
30. Hansen L.P., Sargent T.J. 'Certainty Equivalence' and 'Model Uncertainty'. In J. Faust, A. Orphanides, & D. Reifschneider (Eds.), Models and Monetary Policy: Research in the Tradition of Dale Henderson, Richard Porter, and Peter Tinsley. 2005.
31. Hong J., Laflamme S., Dodson J., Joyce B. Introduction to state estimation of high-rate system dynamics. Sensors. 2018. 18(1). 217. 1–16. [Online] Available: https://doi.org/doi:10.3390/s18010217.
32. Huang J. Certainty equivalence, separation principle, and cooperative output regulation of multiagent systems by distributed observer approach. In K. Vamvoudakis & S. Jagannathan (Eds.), Control of complex systems (1st Edition) – Theory and applications. 2016. P. 421–450. Amsterdam Boston Heidelberg London New York Oxford Paris San Diego San Francisco Singapore Sydney Tokyo: ButterworthHeinemann: Elsevier. [Online] Available: https://arxiv.org/abs/1508.04206 (18 Aug 2015).
33. Hwang I., Balakrishnan H., Tomlin C. State estimation for hybrid systems: applications to aircraft tracking. IEE Proc.-Control Theory Appl. 2005. 153(5). 556–566. [Online] Available: https://doi. org/10.1049/ip-cta:20050053.
34. Josef Sh. Stochastic control optimization without certainty equivalence and separation. In C. A. Bulucea, V. Mladenov, E. Pop, M. Leba, & N. Mastorakis (Eds.), MATH'09 Proceedings of the 14th WSEAS International Conference on Applied mathematics. 2009. P. 317–322. Stevens Point, Wisconsin, USA: World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS). [Online] Available: http://www.wseas.us/e-library/ conferences/ 2009/tenerife/MATH/MATH-54.pdf (14–16 Dec 2009).
35. Kalman R.E. Design of a self-optimizing control systems. Trans. ACME. 1958. 80. 468–478.
36. Kalman R.E., Falb P.L., Arbib M.A. Topics in mathematical system theory. New York San Francisco St. Louis Toronto London Sydney: Mc Graw-Hill Book Company, 1969.
37. Kerschen G., Worden K., Vakakis A.F., Golinval J. Past, present and future of nonlinear systems identification in structural dynamics. Mech. Syst. Signal Process. 2006. 20. 505–592.
38. Kumar P.R., Varaiya P. Stochastic systems: estimation, identification, and adaptive control. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall. Inc., 1986.
39. Lai T.L. Sequential changepoint detection in quality control and dynamical systems. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological). 1995. 57(4). 613–658.
40. Lai T.L., Xing H. Sequential change-point detection when the preand post-change parameters are unknown (Technical Report No. 2009-5). Stanford University. 2009. [Online] Available: https://pdfs. semanticscholar.org/f544/06f37f5de70ed0fed67b9ac 9d287 ff9ffd11.pdf.
41. Landau O.D., Lozano R., Saad M., Karimi A. Adaptive control-Algorithms, analysis and applications (2d ed.). 2011. XXII 590 p. London Dordrecht Heidelberg New York: Springer-Verlag. [Online] Available: https://doi.org/10.1007/978-0-85729-664-1.
42. Li D., Lai L., Cui S. Quickest change point detection and identification across a generic sensor array. 2013. arXiv:1305.4199v1 [cs.IT]. [Online] Available: https://arxiv.org/abs/1305.4199 (17 May 2013).
43. Ljung L. Convergence analysis of parametric identification methods. IEEE Trans. Automat. Contr. 1978. AC-23(5). 770–783.
44. Ljung L. System identification: Theory for the user (1st ed.). Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall. 1987. [Online] Available: http://een.iust.ac.ir/profs/Poshtan/

Ljung\%20L\%20System\%20Identification\%20Theory\%20for\%20User.pdf.
45. Ljung L. Perspectives on system identification. (2010). Annual Reviews in Control. 2010. 34(1). 1–12.
46. Ljung L., Söderström T. Theory and practice of recursive identification. Cambridge: MIT Press, 1983.
47. Mareels I.M.Y., Anderson B.D.O., Bitmead R.R., Bodson M., Sastry S.S. Revisiting the MIT rule for adaptive control. In K. J. Aström, B. Wittenmark (Eds.). Adaptive Systems in Control and Signal Processing: Proceedings of the 2nd IFAC Workshop, Lund, Sweden, 1–3 July 1986. Oxford New York Beijing Frankfurt Sao Paulo Sydney Tokyo Toronto: IFAC & Pergamon Press, 1987. P. 161-166.
48. Martinez-Guerra R., Pérez-Pinacho C.A., Gómez-Cort´es G.C. Synchronization of Integral and Fractional Order Chaotic Systems-A Differential Algebraic and Differential Geometric Approach With Selected Applications in Real-Time. Cham Heidelberg New York Dordrecht London: Springer International Publishing Switzerland, 2015.
49. Mäkilä P., M. & Partington, J.R. Least squares LTI approximation of nonlinear systems and quasistationarity analysis. Automata. 2004. 40(7). P. 1157–1169.
50. Mehra R.K. Approaches to adaptive filtering. IEEE Trans. Automat. Contr. 1972. AC-17(5). 693–698.
51. Mercère G., Prot O., Ramos J.A. Identification of parameterized gray-box state-space systems: From a black-box linear time-invariant representation to a structured one. IEEE Trans. Automat. Contr. 2014. AC-59(11). 2873–2885.
52. Moustakides G.V., Polunchenko A.S., Tartakovsky A.G. A numerical approach to performance analysis of quickest change-point detection procedures. Statistica Sinica 21. 2011. 571–596.
53. Nelles O. Nonlinear system identification. Berlin Heidelberg, Germany: Springer, 2001.
54. Newbold P.M., Ho Y.-C. Detection of changes in the characteristics of a Gauss-Markov process. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1968. AES-4(5). 707–718.
55. Nikiforov I.V. Posledovatil'noe obnaruzhenie izmeneniy svoistv vremennykh ryadov. M.: Nauka, 1983.
56. Ohap R.F., Stubberud A. Adaptive minimum variance estimation in discrete-time linear systems. In C. T. Leondes (Ed.) Control and dynamic systems-Advances in theory and applications. New York San Francosco London: Academic Press, 1976. P. 377–403.
57. Sadraddini S., Belta C. Formal methods for adaptive control of dynamical systems. In IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control (CDC). 2017. P. 1–8. [Online] Available: https://arxiv. org/abs/1703.07704v1 (22 Mar 2017).
58. Saridis G.N. Self-organizing control of stochastic systems. New York Basel: Marcel Dekker, Inc., 1977.
59. Schoukens J., Lataire J., Pintelon R., Vandersteen G. Robustness issues of the equivalent linear representation of a nonlinear system. IEEE Trans. Instrum. Meas. 2009. 58(5). 1737–1745.
60. Schoukens J., Vaes M., Pintelon R. Linear system identification in a nonlinear setting. IEEE Control Systems. 2016. 36(3). 38–85.
61. Semushin I.V., Tsyganova J.V., Tsyganov A.A. Array patterns of regulator re-optimization algorithms via duality in estimation and control. In 17th IFAC Workshop on Control Applications of Optimization. CAO 2018 15–19 Oct 2018, Yekaterinburg, RF. 2018a. P. 776–781.
62. Semushin I.V., Tsyganova J.V., Tsyganov A.A. Numerically efficient LD-computations for the auxiliary performance index based control optimization under uncertainty. In 17th IFAC Workshop on Control Applications of Optimization. CAO 2018 15–19 Oct 2018, Yekaterinburg, RF. 2018b. P. 568–573.

63. Semushin I.V., Tsyganova Yu.V., Tsyganov A.V., Prokhorova E.F. Numerically effcient UD filter based channel estimation for ofdm wireless communication technology. Procedia Engineering. 2017. 201. 726–735. [Online] Available: http://authors.elsevier. com/sd/article/S1877705817341279.
64. Semushin I.V., Tsyganova J.V., Kulikova M., Tsyganov A.A., Peskov A.B. Identification of human body daily temperature dynamics via minimum state prediction error method In IEEE Proc. of European Control Conference. ECC 2016 June 29–July 1, 2016, Aalborg, DK. 2016. P. 2429–2434. [Online] Available: http://ieeexplore. ieee.org/ document/7810388/.
65. Semushin I.V. The APA based time-variant system identification. In 2014 IEEE 53rd Annual Conference on Decision and Control. CDC, 15–17 Dec 2014, Los Angeles, CA, USA. 2014. P. 4137–4141. [Online] Available: https://doi.org/10.1109/ CDC.2014.7040033 (12 Feb 2015).
66. Semushin I.V. Adaptation in stochastic dynamic systems-survey and new results I–IV. Int. Journal of Communications, Network and System Sciences, pt. I, 2011, 4(01), 17–23. [Online] Available: https://doi.org/10.4236/ijcns.2011.41002 (4 Jan 2011); pt. II, 2011, 4(04), 266–285. [Online] Available: https://doi.org/10.4236/ijcns.2011.44032 (5 Apr 2011); pt. III: robust LQ regulator modification, 2012, 5, 609–623. [Online] Available: http://dx.doi.org/10.4236/ijcns.2012.529071 (14 Aug 2012); pt. IV: seeking minimum of API in parameters of data, 2013, 6, 513–518. [Online] Available: http://dx.doi.org/ 10.4236/ijcns.2012.529071 (16 Nov 2013).
67. Semoushin I. Jointly performed computational tasks in the multi-mode system identification. P. 407–416. In G. Goos, J. Hartmanis, & J. van Leeuwen (Eds.), Lecture Notes in Computer Science 2658. Berlin Heidelberg New York Barcelona London Milan Paris Tokyo: Springer. 2003. [Online] Available: http://www.scopus.com/inward/ record.url?eid=2-s2.0-33751278611&partnerID=MN8TOARS.
68. Semushin I.V. Razlichenie par sluchainykh signalov po urovnyu ikh vzaimnoi korrelyatsii. Izv. VUZov, Priborostroenie. 1980. 4. 45–47.
69. Semushin I.V., Ponyrko, S.A. O vybore algoritma nachala-ostanovki pri minimizatsii srednekvadraticheskogo kriteriya kachestva. Autometriya, SO AN USSR. 1973. 2. 68–74.
70. Senin A.G. Raspoznavanie sluchainykh signalov. Novosibirsk: Nauka, Sibirskoe otdelenie, 1974.
71. Singh M.G. Systems and control encyclopedia: Theory, technology, applications. Elmsford: Pergamon Press, Inc., 1986.
72. Shiryaev A.N. Veroyatnostno-statisticheskie metody v teorii prinyatiya resheniy (2d edition, new). M.: MCNMO, 2014.
73. Södersröm T., Stoica P. System identification. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1989.
74. Spall J.C., Cristion J.A. Model-free control of nonlinear stochastic systems with discrete-time measurements. IEEE Trans. on Automatic Control. 1989. 43(9). 1198–1210.
75. Tartakovsky A.G. Multidecision quickest change-point detection: previous achievements and open problems. Sequential Analysis-Design Methods and Applications. 2008. 27(2). 201–231. [Online] Available: https://doi.org/10.1080/07474940801989202 (19 May 2008).
76. Tsypkin Ya.Z. Adaptatsiya i obuchenie v avtomaticheskikh sistemakh. M.: Nauka, 1968.
77. Tsypkin Ya.Z. Sintez optimal'noi nastraivaemoi modeli v zadachakh identifikatsii. Automatica i Telemekhanika. 1981. 12. 62–67.
78. Tsypkin Ya.Z. Optimal'nye algoritmy otsenivaniya parametrov v zadachakh identifikatsii. Automatica i Telemekhanika. 1982. 12. 9–23.
79. Tyukin I. Adaptation in dynamical systems. Cambridge New York Melbourne Madrid Cape Town Singapore, S˜ao Paulo, Delhi, Tokyo, Mexico City: Cambridge University Press,

2011.
80. Unnikrishnan J., Veeravalli V.V., Meyn S.P. Minimax robust quickest change detection. IEEE Trans. on Information Theory. 2011. 57(3). 1604–1614.
81. Van den Hof, P.M.J., Bombois X. System identification for control. Delft, The Netherlands: Delft Center for Systems and Control, Delft University of Technology. 2004. [Online] Available: ftp://ftp. unicauca.edu.co/Facultades/FIET/DEIC/Materias/ Identificacion/ documentos/DISC2004.pdf.
82. Veeravalli V.V., Banerjee T. Quickest change detection. arXiv:1210.5552v1 [math.ST]. 2012. [Online] Available: https://arxiv.org/abs/1210.5552 (19 Oct 2012).
83. Webster J.G. (ed.). Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2007. [Online] Available: https://doi.org/ 10.1002/047134608X.
84. Witsenhausen H.S. Separation of estimation and control for discrete time systems. Proc. IEEE. 1971. 59(11). P. 1557.
85. Yechiel O., Guterman H. A survey of adaptive control. International Robotics & Automation Journal. 2017. 3(2). 1–3. [Online] Available: https://doi.org/10.15406/ iratj.2017.03.00053 (11 Oct. 2017).
86. Zadeh L.A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. Information Sciences. 1975. Pt. I : 8(3), 199–249; pt. II : 8(4), 301-357; pt. III : 9(1), 43–80. [Online] Available: https://doi.org/10.1016/0020-0255(75)90036-5 (pt. I); https://doi.org/10.1016/ 0020-0255(75)90046-8 (pt. II); https://doi.org/10.1016/0020-0255(75)90017-1 (pt. III).
87. Zanni L., Le Boudec J.-Y., Cherkaoui R., Paolone M. A Prediction-error covariance estimator for adaptive kalman filtering in step-varying processes: application to power-system state estimation. IEEE Trans. on Control System Technology. 2017. 25(5). 1683–1697. [Online] Available: https://doi.org/ 10.1109/TCST.2016.2628716.
88. Zhiglyavskiy A.A., Kraskovskiy A.E. Obnaruzhenie razladki sluchainykh processov v zadachakh radiotechniki. Leningrad: Leningradskiy Universitet, 1988.