

Параметрическая идентификация интеллектуального управления операционными переменными функции сопровождения многофункциональной радиолокационной системы

© 2026 В.И. Аржаев¹, М.А. Лихачев¹✉

¹ НИИ «Центрпрограммсистем», г. Тверь, 170024, Россия

Ссылка для цитирования

Аржаев В.И., Лихачев М.А. Параметрическая идентификация интеллектуального управления операционными переменными функции сопровождения многофункциональной радиолокационной системы // Программные продукты и системы. 2026. Т. 39. № 1. С. 023–030. doi: 10.15827/0236-235X.153.023-030

Информация о статье

Группа специальностей ВАК: 2.3.1

Поступила в редакцию: 15.05.2025

После доработки: 30.05.2025

Принята к публикации: 23.06.2025

Аннотация. Статья посвящена модели параметрической идентификации интеллектуальных воздействий по адаптивному удержанию требуемого качества многоцелевого сопровождения. Метод построен на основе ковариационного анализа и способа управления качеством обслуживания. Модель позволяет оценить ошибки сопровождения объекта и определить необходимый набор регулируемых операционных параметров. Это необходимо для синтеза оптимальных управляющих интеллектуальных воздействий на соответствующие системы технологической аппаратуры многофункциональной радиолокационной системы. Предлагаемая функциональная модель интегрирует четыре ключевых аспекта: показатели качества функции сопровождения, параметры окружения, операционные переменные и характеристики конструктивного ресурса технологической аппаратуры. На ее основе формализована оптимизационная задача максимизации общей утилизации (удовлетворенности) при ограничениях на суммарное потребление ресурсов, решаемая с использованием алгоритма Q-RAM и его модификаций для высококонфигурируемых задач (FOFT, 2-FOFT, SOFT). Особое внимание уделено адаптивному управлению интервалом повторного наблюдения за целью на основе ковариационного анализа фильтра Калмана. Это дает возможность прогнозировать рост неопределенности оценки траектории и динамически определять приоритеты обновления трасс. Вводится понятие нагрузки сопровождения как отношения времени когерентного наблюдения к интервалу обновления, что позволяет связать энергетические, временные и вычислительные ресурсы с метриками точности и непрерывности трасс. Показано, что линейная функция утилизации с пороговыми границами ошибок обеспечивает гибкое задание требований к качеству сопровождения с учетом приоритетов целей. Предлагается метод параметрической идентификации модели интеллектуального контроллера сопровождения: на основе численного решения оптимизационной задачи формируются обучающие выборки для построения серого ящика на базе методов искусственного интеллекта. Такое решение открывает путь к реализации адаптивного, самообучающегося управления параметрами цифровой антенной решетки и вычислительных платформ в реальном времени.

Ключевые слова: параметрическая идентификация управления, ковариационный анализ, интеллектуальное управление, многофункциональная радиолокационная система, активное сопровождение, распределение ресурсов

Введение. Технологические изменения в облике радиолокационных систем с включением в их состав цифровых антенных решеток и высокопроизводительных вычислительных платформ с соответствующим ПО создают предпосылки реализации концепции когнитивной многофункциональной радиолокационной системы (МРЛС), приведенной в [1]. Существенным преимуществом такого типа МРЛС является возможность интеллектуализации управления параметрами при реализации каждой функции радиолокационного обеспечения. Применительно к параметрам функции сопровождения обнаруженных целей задачей управления выступает повышение качества трасс (точности, непрерывности) за счет оптимизации используемых временных и энергетических ресурсов технологической аппаратуры (ТА) в многофункциональном пространстве.

Известно, что потенциал МРЛС может быть эффективно реализован только при наличии способности в дискретном времени адаптивно и оптимально конфигурировать ограниченный конструктивный ресурс ТА в пространстве состояний выполняемых задач. Удовлетворение требований по управлению ресурсами путем гибкого изменения значений разнородных распределенных параметров ТА в рамках классической теории автоматического управления весьма затруднительно. Данное утверждение связано с высоким порядком, нелинейным характером и взаимосвязями математических моделей контекста сложных радиоэлектронных систем, совместно обеспечивающих функционирование МРЛС в условиях неопределенности наземной, морской, воздушной или космической обстановки. Кроме неопределенности внешних факторов, задача управления может

усложняться за счет внутренних условий изменения технического состояния ТА в процессе эксплуатации.

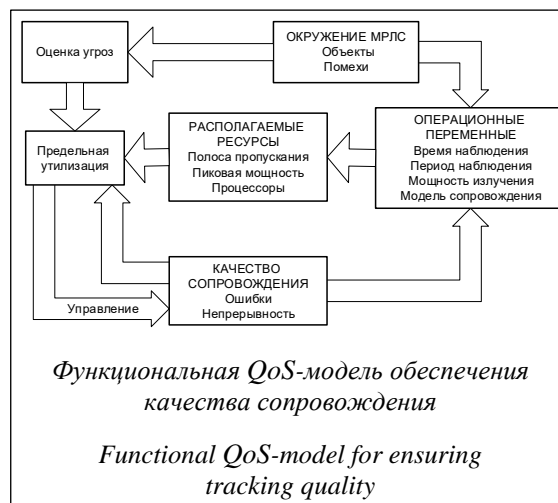
Существуют подходы к управлению ресурсами МРЛС при организации функции сопровождения объектов, которые включают правила и эвристики, приведенные в работах [2–4]. Применительно к упрощенной математической модели МРЛС по оптимизации значений входящих в модель параметров определяются минимальная энергия и время наблюдения на цель для выполнения устойчивого сопровождения. Стохастические методы управления ключевыми характеристиками когнитивной МРЛС с использованием частично наблюдаемого марковского процесса принятия решений также позволяют выполнять управление переменными процесса сопровождения на основе политик прогнозирования [5]. Другим решением является применение многокритериальной оптимизационной процедуры, основанной на метриках и аналитической модели качества обслуживания (*Quality of Service, QoS*) [6], с помощью эффективного алгоритма распределения ресурсов Q-RAM (*QoS Resource Allocation Model*) [7].

Методы оценки QoS при поиске оптимального управления заслуживают внимания, поскольку значения и кортеж операционных управляемых параметров, отвечающих за качество функции сопровождения, могут быть определены и оптимизированы непосредственно.

Модель параметрической идентификации управления функции сопровождения

Отправной точкой использования методов QoS является построение модели, позволяющей прогнозировать качество выполнения МРЛС функции сопровождения при управлении определенным набором параметров ТА. Модель включает в себя четыре аспекта функции сопровождения объектов (см. рис.):

- показатели качества обслуживания;
- компоненты окружения МРЛС, находятся вне контроля (например, позиционирование и тип объектов, скорость, вид преднамеренных помех), но влияют на использование располагаемых ресурсов, необходимых для достижения определенного уровня качества обслуживания;
- набор операционных переменных, относится к аспекту, который находится под прямым управлением и включает параметры систем ТА, отвечающих за распределение энер-



гии во времени и пространстве, алгоритмы преобразования и обработки принятых сигналов и данных в процессе сопровождения объектов МРЛС;

– характеристики располагаемых ресурсов, представляют собой доступные значения технических возможностей МРЛС, которые под воздействием управления распределяются между функциями МРЛС для получения соответствующего качества радиолокационного обслуживания объектов. Значение характеристик может относиться как к физически измеряемым (например, полоса пропускания МРЛС, время излучения, количество одновременно сопровождаемых объектов), так и к виртуальным величинам, моделирующим некоторые накладываемые ограничения (например, энергетические).

Очевидно, что по мере повышения уровня обслуживания по показателю качества (например, точность сопровождения) возрастает и удовлетворенность функционированием МРЛС. Взаимосвязь между этими факторами описывается кривой утилизации, а также весовыми коэффициентами, указывающими на относительную важность операционных переменных.

Общее решение задачи по оптимизации управления распределением M доступных ресурсов $\{r_1, r_2, \dots, r_M\}$ МРЛС между конкурирующими функциями и их K составляющими заданиями (tasks) $\{T_1, T_2, \dots, T_K\}$ на основе максимизации уровня качества обслуживания нацелено на выбор операционных переменных и их значений для каждого задания функции так, чтобы достичь наилучших показателей качества функционирования на всем множестве. Задания, исполняемые в процессе сопровождения неопределенного множества объектов при использовании по назначению, включают зада-

ния по подтверждению обнаружения, по инициализации, обновлению трассы, по ее сопровождению и др.

Заданию k соответствует набор v_{ik} переменных управления ресурсом r_i , принадлежащих множеству $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iK}\}$. Множеству распределяемых M ресурсов соответствует набор операционных переменных $v = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$. Очевидно, что требуется учет неопределенностей внешнего и внутреннего характера e_k , влияющих на качество работ функции сопровождения. Функция g отображения наборов значений операционных переменных в условиях неопределенности задания k в пространство ресурса i принимает вид $g_{ik}: v_{ik}, e_k \rightarrow r_{ik}$.

Исходя из условий функции качества, соответствующей выбранным метрикам, с параметрами операционных переменных и неопределенности окружения качество выполнения МРЛС k -задания оценивается при утилизации ресурсов $q_k: v_{ik}, v_{2k}, \dots, v_{Mk}, e_k \rightarrow q_k$.

Достижимые за счет варибельности операционных переменных различные уровни качества указывают на степень соответствия требованиям (диапазону ошибок). Она находит свое отражение в функции утилизации, которая описывает удовлетворенность обслуживанием и вычисляется в каждой точке пространства качества при определенных значениях операционных переменных k -задания $u_k: q_k \rightarrow u_k$. Таким образом, функции качества и утилизации создают условия оптимального, в некотором смысле динамического управления временными, энергетическими, вычислительными и другими ресурсами МРЛС. Согласно [8] формальная постановка оптимизационной задачи в рамках ограничений, касающаяся качества обслуживания в приведенных нотациях, имеет вид

$$\begin{aligned} \text{Maximize } u(v) &= \sum_{k=1}^K u_k(q_k(v_{1k}, v_{2k}, \dots, v_{Mk}, e_k)), \\ \text{subject to } g_i(v_i) &\leq 0, \\ \text{were } g_i(v_i) &\left(\sum_{k=1}^K q_{ik}(v_{ik}, e_{ik}) \right) - r_i \\ \forall_i &= 1, \dots, M. \end{aligned}$$

Применение алгоритма Q-RAM доказало на практике свою высокую эффективность в быстром поиске распределения ресурсов при ограниченном количестве точек кривой утилизации. Однако если предположить возрастание числа операционных переменных d и p возможных значений на переменную, тогда количество точек пространства качества $l = p^d$ может

привести к невозможности управления. Для решения таких задач высокой конфигурации разработано три различных метода быстрого обхода (*Fast Traversal, FT*) [9], позволяющих успешно преодолеть проблему большой размерности – FOFT (First-Order FT), 2-FOFT (Two-Step First-Order FT), SOFT (Second-Order FT). При этом ресурсы распределяются между работами функции сопровождения фиксированными величинами использования. Использование ресурса – это доля всего располагаемого ресурса, выделенная заданиям. На практике обычно устанавливается предел использования в 69 % – предел Лю – Лейланда [10].

Процедура оптимального распределения ресурсов МРЛС функции сопровождения объектов в соответствии с методологией QoS и численным алгоритмом Q-RAM включает следующие шаги.

1. Расчет значения качества, требуемого типа ресурса и функции утилизации для каждого задания по набору операционных переменных в пределах диапазона их допустимых величин.

2. Извлечение вогнутого мажоранта в соответствии с последовательностью построения, указанной в [11], для каждого задания из множества полученных точек, соответствующих определенному набору операционных переменных.

3. Инициализация каждого задания допустимым значением переменной, которая требует наименьшее количество ресурса.

4. Распределение ресурса тому заданию, у которого следующий выбор переменной на вогнутом мажоранте имеет наибольшее значение функции утилизации относительно увеличения ресурса.

5. Повтор шага 4 по распределению ресурса до тех пор, пока не вступят в силу ограничения лимита.

Алгоритм выполняет итеративное разбиение степеней свободы для каждого задания, для которого ресурсы равны нулю, в порядке, заданном от наибольшей к наименьшей предельной утилизации. Как только доступные ресурсы полностью распределены, алгоритм завершается.

Очевидно, для выполнения процедуры необходимы явные представления функции, описывающей ресурсы, функции качества и утилизации.

МРЛС с активной цифровой антенной решеткой может одновременно сопровождать большое количество целей либо, используя из-

мерения функции обзора, либо путем планирования выделенных пространственно-временных радиолокационных наблюдений, оптимизированных для цели. Управление активным сопровождением касается направления визирования на цель, средней мощности и времени наблюдения для обеспечения необходимой вероятности обнаружения, интервала времени повторного наблюдения, а также вида модуляции излучаемого сигнала. Адаптивные подходы к управлению сопровождением в первую очередь направлены на согласование интервала повторного наблюдения и, следовательно, времени следующего зондирования на основе динамики поведения цели. Таким образом, при движении цели без резких маневров обновления траектории могут происходить реже, чем в случае быстрой смены направления движения в пространстве. Применение гибкой стратегии адаптации интервала повторного наблюдения за целью и обновления измерений позволяет другим независимым заданиям оккупировать больший временной ресурс в установившихся условиях, одновременно обеспечивая качество оценки траектории при маневрировании.

Способ параметрической идентификации управления на основе ковариационного анализа и QoS-модели

Благодаря методу ковариационного анализа можно прогнозировать величину оценки стандартного отклонения ошибки на различные моменты обновления трассы и тем самым определить требуемый интервал повторного наблюдения, соответствующий порогу остроты трассы.

Основой анализа служат динамически изменяемые значения вектора состояния и ковариационной матрицы ошибок за время когерентного наблюдения и интервал повторного наблюдения между обновлениями измерений. Метод применим для различных моделей или для их набора относительного движения цели.

Пусть x_{tk} – вектор состояния цели (объекта сопровождения) в момент времени t_k , обычно включающий набор данных о координатах и скорости в двухмерном или трехмерном пространстве, например $x_{tk} = [x_{tk}, y_{tk}, x'_{tk}, y'_{tk}]^T$. Тогда оценка траектории в момент времени t_k , основанная на истории всех измерений до этого значения, состоит из оценки состояния $\hat{x}_{tk|tk} = [\hat{x}_{tk}, \hat{y}_{tk}, \hat{x}'_{tk}, \hat{y}'_{tk}]^T$ и ковариационной матрицы апостериорной ошибки фильтра $P_{tk|tk}$, которая представляет неопределенность:

$$P_{tk|tk} = \begin{bmatrix} E[(x_{tk} - x'_{tk|tk})(x_{tk} - x'_{tk|tk})] \cdots \\ \vdots \cdots \\ E[(y'_{tk} - y'_{tk|tk})(x_{tk} - x'_{tk|tk})] \cdots \\ \cdots E[(x_{tk} - x'_{tk|tk})(y'_{tk} - y'_{tk|tk})] \\ \vdots \\ \cdots E[(y'_{tk} - y'_{tk|tk})(y'_{tk} - y'_{tk|tk})] \end{bmatrix}$$

Прогнозируемое значение вектора состояния и матрицы ковариации ошибок $P_{tk|tk}$ к моменту времени повторного наблюдения $t_k + t_r$ вычисляется с использованием стандартного уравнения фильтра Калмана (с выбранной моделью движения):

$$X_{t_k+t_r|t_k} = F(t_r)X_{t_k|t_k},$$

$$P_{t_k+t_r|t_k} = F(t_r)P_{t_k|t_k}F^T(t_r) + Q(t_r),$$

где $F(t_r)$ и $Q(t_r)$ – матрица перехода между состоянием (динамическая модель) и ковариационная матрица шума процесса соответственно для интервала повторного наблюдения t_r .

Данные уравнения используются как для организации фильтра сопровождения, так и в интересах ковариационного анализа.

Операция ковариационного анализа прогнозирует будущее состояние без данных фактических измерений, поэтому существует потребность обновления ожидаемых измерений. Ошибка оценки траектории зависит от последовательности измерений и может быть определена с помощью численного моделирования, либо модифицированного уравнения Риккати, как показано в работе [12], которое заменяет случайные элементы в уравнении обновления ковариации их математическими ожиданиями:

$$P_{t_k+t_r|t_k+t_r} = P_{t_k+t_r|t_k} - W_{t_k+t_r} S_{t_k+t_r} W_{t_k+t_r}^T,$$

где W – коэффициент усиления фильтра Калмана; S – инновационная ковариационная матрица. Выражение для ковариационной матрицы приобретает вид

$$P_{t_k+t_r|t_k+t_r} = P_{t_k+t_r|t_k} - q_d W_{t_k+t_r} S_{t_k+t_r} W_{t_k+t_r}^T,$$

где q_d – скалярная величина в интервале от нуля до единицы, учитывающая неопределенность полученных измерений и являющаяся функцией вероятности обнаружения P_d и плотности помех μ .

Вычисление величины q_d требует численного интегрирования. В то же время существует аналитическое выражение функции в работе [15] для ее приближенного вычисления:

$$q_d = \frac{0,997 p_d}{1 + 0,37 p_d^{-1,37} v_k^{\mu}}$$

Вероятность обнаружения цели зависит от отношения сигнал-шум принятого МРЛС сигнала. Величина отношения сигнал-шум (SN_0) без учета потерь, вызванных ошибками в позиционировании диаграммы направленности МРЛС, вычисляется из известного уравнения дальности радиолокации:

$$SN_0 = \left(\frac{r_0}{r_1}\right)^4 \left(\frac{\rho}{\rho^n}\right) \left(\frac{\tau_c}{\tau_c^n}\right) \cos^3 \theta_t,$$

где r_0 – значения дальности; ρ^n – эффективная площадь рассеяния; τ_c^n – длительность наблюдения в направлении визирования θ_t , при котором отношение сигнал-шум равно 1.

Длительность когерентного наблюдения τ_c является управляемой операционной переменной, а дальность до цели r_0 , эффективная площадь рассеяния ρ , угол визирования θ_t представляют параметры окружения МРЛС.

Ожидаемое отношение сигнал-шум с учетом потерь, вызванных ошибками визирования на цель главного луча диаграммы направленности антенны, согласно [2], составляет

$$SN_L = \frac{SN_0}{1 + 2v_0^2},$$

где v_0 – острота трассы, определяемая угловой неопределенностью в единицах ширины главного луча на уровне 3 дБ (θ_{B_0}). С учетом ошибки φ в прогнозировании положения визирования острота трассы вычисляется по формуле

$$v_0 = \frac{\varphi \cos \theta_t}{\theta_{B_0}}$$

С учетом вероятности ложной тревоги P_f

$$SNR = SN_L - \ln P_f = \frac{SN_0}{1 + 2v_0^2} \ln P_f.$$

Формула дает ожидаемое отношение сигнал-шум на основе предполагаемой ошибки углового положения луча при условии детектирования обнаружения цели. Ошибки в определении локации цели в зависимости от данного отношения определяются известными соотношениями

$$\sigma_r = \frac{\Delta_r}{\sqrt{2(SNR)}} = \frac{c}{2B\sqrt{2(SNR)}},$$

$$\sigma_{\theta} = \frac{\theta_B}{k_m \sqrt{2(SNR)}},$$

где k_m – коэффициент измерения моноимпульсным методом.

Временные и энергетические ресурсы при многоцелевом сопровождении распределяются между независимыми заданиями по подтверждению заявки обнаруженного объекта на сопровождение, инициализацию и обновление измерений сопровождаемой трассы, наведение. При этом величина нагрузки на ресурсы ТА МРЛС, которую оказывает функция активного сопровождения, является критически важным показателем эффективности выполнения заданий. Минимизация индивидуальной нагрузки на сопровождение одной цели – это локальная задача, дополняющая глобальную задачу максимизации количества сопровождаемых трасс (пропускной способности). Нагрузку (l_d) как распределяемый ресурс целесообразно выразить через отношение двух операционных переменных $v = \{t_c, t_r\}$ – времени наблюдения (длительность когерентной пачки импульсов) и обновления:

$$l_d = \frac{t_c}{t_r},$$

$$t_c = n_{pulse} T_{pulse}.$$

Данная относительная величина, с одной стороны, указывает на необходимость обеспечения достаточного отношения сигнал-шум для детектирования объекта и выполнения измерений, обеспечения точности сопровождения и непрерывности трасс при маневрировании, а с другой – определяет пропускную способность МРЛС при сопровождении.

Очевидно, что маневрирующая цель увеличивает среднее значение ошибки сопровождения более динамично. Увеличивается след оценки ковариационной матрицы. Следовательно, для обеспечения качества сопровождения требуется выполнить обновление той трассы, след ковариационной матрицы которой является самым высоким при формировании конкурирующих запросов обновления трасс.

С целью распределения нагрузки по сопровождению M целей с точки зрения QoS следует решить следующую оптимизационную задачу:

$$\text{Maximize } u(l_d) = \sum_{i=1}^M w_i u_i(q_i(l_d, \vartheta_i)),$$

$$i = \arg \max \{tr(p_k^n)\} \quad n \in \{1, 2, \dots, M_k\},$$

$$\text{subject to } \sum_i^M l_{d_i} \leq 1, \quad x_{request,k}^n = 1,$$

где M – сопровождаемое количество целей; l_d – $[l_{d1}, l_{d2}, \dots, l_{dM}]$ – вектор распределения нагрузок для каждой цели; ϑ_i – набор управляемых операционных переменных и параметров окру-

жения МРЛС для цели i ; $tr\{P^n_k\}$ – след ковариационной матрицы ошибок фильтра сопровождения цели n в момент k ; u_i – функция утилизации для каждой цели; w_i – приоритет обслуживания цели в соответствии с оценкой угроз.

Линейная функция утилизации с верхним и нижним порогом ошибки для обеспечения заданного уровня качества сопровождения определяется следующим образом:

$$u(t) = \begin{cases} 0 & \sigma_P(t) \geq \sigma_h, \\ \frac{\sigma_h - \sigma_P}{\sigma_h - \sigma_l} & \sigma_l < \sigma_P < \sigma_h, \\ 1 & \sigma_P(t) \leq \sigma_l, \end{cases}$$

где σ_P – прогнозируемое качество сопровождения, представляющее собой квадратный корень элементов следа ковариационной матрицы; σ_l , σ_h – значения нижней и верхней границ оценки качеств.

В общем случае в задачах, связанных с идентификацией, обычно строят достаточно простую модель и проверяют ее. При неудовлетворительном результате модель начинают усложнять таким образом, чтобы можно было получить решение. Этот процесс идет до тех пор, пока свойства полученной модели не приблизятся к свойствам реального объекта. Таким образом, динамическое решение оптимизационной задачи в модели QoS контроллера сопровождения по управлению операционными переменными на основе ковариационного анализа с привлечением алгоритмов Q-RAM позволяет получить на выходе оптимальные значения конкретного набора операционных переменных при входных переменных величинах оценки вектора состояния, ковариационной матрицы, переменных окружения и референсных технических характеристик ТА МРЛС.

Благодаря идентификации модели управления на основе численного решения можно осуществить параметрическую идентификацию требуемых выходных управляющих воздействий и инициализировать новую структуру (серый ящик) контроллера на основе алгорит-

мов ИИ. Обучение и валидацию модели проектируемого интеллектуального контроллера можно выполнить на наборах данных, генерируемых контроллером QoS.

Заключение

Анализ научных публикаций, посвященных развитию методов управления ресурсами ТА МРЛС по многоцелевому сопровождению в рамках концепции когнитивной МРЛС, показывает необходимость внедрения в процесс моделей ИИ. В настоящее время не существует какого-либо общепризнанного метода параметрической идентификации операционных переменных модели интеллектуального управления, позволяющего определить соответствие набора входных и выходных сигналов интеллектуальных воздействий по адаптивному удержанию параметров ТА МРЛС в пределах, обеспечивающих требуемое качество многоцелевого сопровождения.

В статье предложен способ параметрической идентификации интеллектуального управления операционными переменными на основе ковариационного анализа и QoS. Ковариационный анализ позволяет оценить ошибки при прогнозировании траектории движущегося объекта относительно МРЛС, определить приоритетность и потребность обновления локационных измерений трасс. В работе приведена функциональная QoS-модель обеспечения качества сопровождения. На ее основе получены выражения зависимости операционных переменных, метрик качества, ресурсной нагрузки и функции утилизации.

Полученные результаты параметрической идентификации входных и выходных переменных модели Q-RAM динамического распределения нагрузки (отношения управляемых операционных переменных – времени наблюдения и обновления) позволяют их использовать в качестве инструмента структуризации, обучения и валидации модели интеллектуального управления функции сопровождения МРЛС.

Список литературы

1. Haykin S. Cognitive radar: a way of the future. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, vol. 23, no. 1, pp. 30–40. doi: 10.1109/MSP.2006.1593335.
2. Schikorr M., Fuchs U., Bockmair M. Radar resource management study for multifunction phased array radar. Proc. Conf. EuRAD, 2016, pp. 213–216.
3. Смирнов О.Л., Ставицкий О.Н., Наконечный А.А. Адаптивное управление параметрами режима сопровождения многофункциональной РЛС // Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. 2017. № 1. Ст. 71. doi: 10.30748/nitps.2017.26.15.
4. Charlish A., Hoffmann F., Degen C., Schlangen I. The development from adaptive to cognitive radar resource management. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2020, vol. 35, no. 6, pp. 8–19. doi: 10.1109/MAES.2019.2957847.

5. Charlish A., Hoffmann F. Anticipation in cognitive radar using stochastic control. Proc. RadarConf15, 2015, pp. 1692–1697. doi: 10.1109/RADAR.2015.7131271.
6. Durst S., Bruggenwirth S. Quality of service based radar resource management using deep reinforcement learning. Proc. RadarConf21, 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/RadarConf2147009.2021.9455234.
7. Irci A., Saranli A., Baykal B. Study on Q-RAM and feasible directions based methods for resource management in phased array radar systems. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, vol. 46, no. 4, pp. 1848–1864. doi: 10.1109/TAES.2010.5595599.
8. Nadjiasngar R., Charlish A. A performance model for target tracking with a radar network. Proc. RadarConf15, 2015, pp. 238–243. doi: 10.1109/RadarConf.2015.7411887.
9. Hansen J., Ghosh S., Rajkumar R., Lehoczy J. Resource management for highly configurable tasks. Proc. IPDPS, 2004, pp. 116–123. doi: 10.1109/IPDPS.2004.1303070.
10. Galati G., Emilio G.P. Scheduling methods for a conformal, phased array multifunction radar. Proc. 2nd Int. Conf. on Advances in IPCT, 2015, pp. 103–108. doi: 10.15224/978-1-63248-044-6-75.
11. Rajkumar R., Lee C., Lehoczy J., Siewiorek D. Practical solutions for QoS-based resource allocation problems. Proc. 19th IEEE Real-Time Systems Symposium, 1998, pp. 296–306. doi: 10.1109/REAL.1998.739755.
12. Fortmann T., Bar-Shalom Y., Scheffe M., Gelfand S. Detection thresholds for tracking in clutter—a connection between estimation and signal processing. IEEE Transactions on Automatic Control, 1985, vol. 30, no. 3, pp. 221–229. doi: 10.1109/TAC.1985.1103935.
13. Kershaw D.J., Evans R.J. A contribution to performance prediction for probabilistic data association tracking filters. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1996, vol. 32, no. 3, pp. 1143–1148. doi: 10.1109/7.532274.

Software & Systems

doi: 10.15827/0236-235X.153.023-030

2026, 39(1), pp. 023–030

Method of parametric identification of intelligent control of operational variables in the target tracking function of a multifunctional radar system

© 2026 Valentin I. Arzhaev¹, Maksim A. Likhachev^{1✉}

¹ Research Institute Centerprogramsystem, Tver, 170024, Russian Federation

For citation

Arzhaev, V.I., Likhachev, M.A. (2026) ‘Method of parametric identification of intelligent control of operational variables in the target tracking function of a multifunctional radar system’, *Software & Systems*, 39(1), pp. 023–030 (in Russ.). doi: 10.15827/0236-235X.153.023-030

Article info

Received: 15.05.2025

After revision: 30.05.2025

Accepted: 23.06.2025

Abstract. This paper presents a model for the parametric identification of intelligent control actions aimed at adaptively maintaining the required quality of multi-target tracking. The method is based on covariance analysis and a quality of service management approach. The model enables the estimation of target tracking errors and the determination of a necessary set of adjustable operational parameters. This is essential for synthesizing optimal intelligent control actions for the corresponding subsystems of the technological hardware within a multifunctional radar system. The proposed functional model integrates four key aspects: tracking function quality metrics, environmental parameters, operational variables, and the characteristics of the technological hardware's design resource. Based on this model, an optimization problem is formalized to maximize overall utility (satisfaction) subject to total resource consumption constraints. This problem is solved using the Q-RAM algorithm and its modifications for highly configurable tasks (FOFT, 2-FOFT, SOFT). Particular attention is given to the adaptive control of the target revisit interval based on covariance analysis of the Kalman filter. This approach enables predicting the growth of trajectory estimate uncertainty and dynamically determining track update priorities. The concept of tracking load is introduced as the ratio of coherent processing time to the update interval, thereby linking energy, temporal, and computational resources to track accuracy and continuity metrics. It is demonstrated that a linear utility function with error thresholds provides flexible specification of tracking quality requirements while accounting for target priorities. A method for the parametric identification of the intelligent tracking controller model is proposed: training datasets are generated based on the numerical solution of the optimization problem to construct a gray-box model using artificial intelligence techniques. This solution paves the way for implementing adaptive, self-learning control of digital antenna array parameters and computing platforms in real time.

Keywords: parametric identification of control, covariance analysis, intelligent control, multifunctional radar system, active tracking, resource allocation

References

1. Haykin, S. (2006) ‘Cognitive radar: a way of the future’, *IEEE Signal Processing Magazine*, 23(1), pp. 30–40. doi: 10.1109/MSP.2006.1593335.
2. Schikorr, M., Fuchs, U., Bockmair, M. (2016) ‘Radar resource management study for multifunction phased array radar’, *Proc. Conf. EuRAD*, pp. 213–216.

3. Smirnov, O.L., Stavitskiy, O.N., Nakonechnyi, A.A. (2017) 'Adaptive control of tracking mode parameters of a multi-function radar', *Sci. and Tech. of Air Forces of Armed Forces of Ukraine*, (1), art. 71. doi: 10.30748/nitps.2017.26.15.
4. Charlish, A., Hoffmann, F., Degen, C., Schlangen, I. (2020) 'The development from adaptive to cognitive radar resource management', *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 35(6), pp. 8–19. doi: 10.1109/MAES.2019.2957847.
5. Charlish, A., Hoffmann, F. (2015) 'Anticipation in cognitive radar using stochastic control', *Proc. Radar-Conf2015*, pp. 1692–1697. doi: 10.1109/RADAR.2015.7131271.
6. Durst, S., Bruggenwirth, S. (2021) 'Quality of service based radar resource management using deep reinforcement learning', *Proc. IEEE RadarConf21*, pp. 1–6. doi: 10.1109/RadarConf2147009.2021.9455234.
7. Irci, A., Saranli, A., Baykal, B. (2010) 'Study on Q-RAM and feasible directions based methods for resource management in phased array radar systems', *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 46(4), pp. 1848–1864. doi: 10.1109/TAES.2010.5595599.
8. Nadjiasngar, R., Charlish, A. (2015) 'A performance model for target tracking with a radar network', *Proc. Radar-Conf15*, pp. 238–243. doi: 10.1109/RadarConf.2015.7411887.
9. Hansen, J., Ghosh, S., Rajkumar, R., Lehoczky, J. (2004) 'Resource management for highly configurable tasks', *Proc. IPDPS*, pp. 116–123. doi: 10.1109/IPDPS.2004.1303070.
10. Galati, G., Emilio, G.P. (2015) 'Scheduling methods for a conformal, phased array multifunction radar', *Proc. 2nd Int. Conf. on Advances in IPCT*, pp. 103–108. doi: 10.15224/978-1-63248-044-6-75.
11. Rajkumar, R., Lee, C., Lehoczky, J., Siewiorek, D. (1998) 'Practical solutions for QoS-based resource allocation problems', *Proc. 19th IEEE Real-Time Systems Symposium*, pp. 296–306. doi: 10.1109/REAL.1998.739755.
12. Fortmann, T., Bar-Shalom, Y., Scheffe, M., Gelfand, S. (1985) 'Detection thresholds for tracking in clutter—a connection between estimation and signal processing', *IEEE Transactions on Automatic Control*, 30(3), pp. 221–229. doi: 10.1109/TAC.1985.1103935.
13. Kershaw, D.J., Evans, R.J. (1996) 'A contribution to performance prediction for probabilistic data association tracking filters', *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 32(3), pp. 1143–1148. doi: 10.1109/7.532274.

Авторы

Аржаев Валентин Иванович¹,
заместитель генерального директора,
arzhaevvi@cps.tver.ru
Лихачев Максим Александрович¹,
заведующий отделением,
likhachevma@cps.tver.ru

Authors

Valentin I. Arzhaev¹,
Deputy Director General,
arzhaevvi@cps.tver.ru
Maksim A. Likhachev¹,
Branch Manager,
likhachevma@cps.tver.ru

¹ НИИ «Центрпрограммсистем»,
г. Тверь, 170024, Россия

¹ Research Institute Centerprogramsistem,
Tver, 170024, Russian Federation