

С. К. Данилова, канд. техн. наук, вед. науч. сотр., Lab45_1@ipu.ru,
Н. Н. Тарасов, канд. техн. наук, ст. науч. сотр.,
Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, г. Москва

Адаптивный алгоритм фильтрации с интегральными невязками

Предложен алгоритм фильтрации, основанный на использовании не только невязок между измеряемыми и оцениваемыми координатами, как в классических алгоритмах фильтрации, но и кратных интегралов от этих невязок. Классические алгоритмы фильтрации используют достоверную информацию как о моделях движения и измерения, так и о статистических характеристиках входных случайных возмущений и помех измерения. Реальные же объекты управления работают в условиях действия не только высокочастотных случайных возмущений, но и низкочастотных сил и моментов со стороны агрессивной среды, характеристики которых известны с большими приближениями. В связи с этим эффективность использования классических алгоритмов фильтрации для реальных систем крайне низка из-за больших погрешностей. Предлагаемый же в работе алгоритм позволяет устранить данные недостатки за счет восстановления внешних низкочастотных возмущений в реальном времени. Под внешними возмущениями понимаются не только внешние воздействия со стороны среды, но и неточные знания о самой модели движения. Для интегральных невязок предложен алгоритм расчета коэффициентов усиления в обратной связи в аналитическом виде, основанный на обработке невязок, а также оценок внешних возмущений и их производных в текущем времени. Предложен алгоритм управления, включающий в себя оценки как фазовых координат, так и неизвестных возмущений. Знание оценок внешних возмущений в реальном времени позволит, с одной стороны, повысить качество управления, а с другой стороны, сократить временные и материальные затраты, связанные с исследованием динамики движения объекта управления и внешней среды. На примере модели подводного аппарата, описываемого линейной системой дифференциальных уравнений в условиях действия внешних возмущений (волновых и гидрологических сил и моментов), проведено моделирование и показана работоспособность предлагаемых алгоритмов для различного числа интегральных невязок.

Ключевые слова: оптимальное управление, адаптивные алгоритмы фильтрации, подстройка параметров, морские подводные объекты, оценивание возмущений

Введение

Качественное управление современными подвижными объектами возможно только при полной и точной информации как о самом объекте управления, так и о внешних возмущениях, действующих на него. Для получения этой информации используются всевозможные подходы, основанные на фильтрации и идентификации систем управления. Наибольшее практическое применение в настоящее время получили Калмановские алгоритмы, использующие невязки между измеряемыми $y(t)$ и оцениваемыми $\hat{x}(t)$ параметрами движения. Среди таких алгоритмов можно отметить оптимальный фильтр Калмана — Бьюси [1]; нелинейный фильтр Калмана [2]; расширенный фильтр Калмана [3]. Фильтры [1, 2] позволяют получать оценки фазовых координат объекта лишь при точной информации о моделях объекта управления и измерения, а также характеристиках входных помех и помех измерения. Для алгоритма, представленного в работе [3], кроме перечисленной информации необходимы также данные о моделях внешних возмущений. Получение точной информации о моделях движения и возмущения является сложной задачей, требующей больших времен-

ных и материальных затрат, связанных с моделированием исследуемого объекта управления в лабораторных условиях, проведением полунатурных испытаний и уточнением параметров модели в условиях натурных испытаний.

Альтернативой являются подходы, связанные с разработкой адаптивных [4—7] и робастных [8, 9] алгоритмов фильтрации и управления. В основном, эти работы связаны либо с оптимизацией ошибок оценивания фазовых координат $\epsilon = x - \hat{x}$, где x , $\hat{x}$ — фазовые координаты и их оценки, либо с использованием методов идентификации, либо с обработкой и исследованием невязок $v = y - C\hat{x}$ в обратной связи.

В работе [10] была предложена попытка использования в обратной связи не только невязок, как в классических алгоритмах фильтрации, но и интегралов от этих невязок. Использование интегралов от невязок, как показали результаты моделирования для широкого класса подводных и надводных аппаратов [11—13], помогает избавиться от многих, присущих классическим алгоритмам фильтрации, недостатков, таких как знание точной и полной информации о моделях движения и возмущений.

Данная работа посвящена аналитическому конструированию алгоритмов фильтрации с интегральными невязками с подстройкой ко-

эффициентов в обратной связи, а также синтезу алгоритмов управления, компенсирующих неизвестные внешние возмущения на основе полученных оценок.

Описание объекта управления и постановка задачи

Модель динамики объекта. Рассмотрим модель движения подводного аппарата, динамика которого описывается матричным линейным дифференциальным уравнением

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) + \mathbf{w}(t), \quad (1)$$

где $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{D}$ — известные матрицы размерности $n \times n$, $n \times k$ и $n \times l$ соответственно; $\mathbf{x}(t)$ и $\mathbf{u}(t)$ — векторы состояния и управления размерности $n \times 1$ и $k \times 1$; $\mathbf{f}(t)$ — l -мерный вектор внешних возмущений; $\mathbf{w}(t)$ — n -мерный случайный гауссовский процесс с нулевым средним $M[\mathbf{w}(t)] = 0$ и известной ковариационной матрицей $\mathbf{Q}(t)$ размерности $n \times n$; $M[\mathbf{w}(t)\mathbf{w}^T(\tau)] = \mathbf{Q}(t)\delta(t - \tau)$.

Модель измерения фазовых координат. Современные измерительные комплексы позволяют определять достаточно большой объем информации о параметрах движения. В качестве измеряемых координат в работе рассмотрены те, в уравнения которых входят неизвестные возмущения. С достаточной степенью точности математическая модель системы измерения представляется в виде [14]

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \xi(t), \quad (2)$$

где $\mathbf{C}$ — известная матрица наблюдений размерности $m \times n$; $\mathbf{y}(t)$ — m -мерный вектор измерений фазовых координат $\mathbf{x}(t)$; $\xi(t)$ — случайный векторный гауссовский процесс с нулевым средним $M[\xi(t)] = 0$ и известной ковариационной матрицей $\mathbf{R}(t)$ размерности $m \times m$; $M[\xi(t)\xi^T(\tau)] = \mathbf{R}(t)\delta(t - \tau)$.

Модель внешних возмущений. К наиболее типичным возмущениям, действующим на подводные аппараты, относятся:

а) *волновые возмущения.* Модель волновых возмущений по силе $\mathbf{f}_b = (f_{by}, f_{bz})^T$ и моменту $\mathbf{m}_b = (m_{bz}, m_{by})^T$ задается как совокупность гармоник со своими амплитудами, частотами и случайными фазами, которые для каждого объекта управления могут быть определены по данным натурных испытаний:

$$\begin{aligned} f_{by} &= K_{fy} \sum_{i=1}^n \alpha_{fyi} \sin(\omega_i t + \varphi_{fyi}); \\ m_{bz} &= K_{mz} \sum_{i=1}^n \alpha_{mzi} \sin(\omega_i t + \varphi_{mzi}); \\ f_{bz} &= K_{fz} \sum_{i=1}^n \alpha_{fzi} \sin(\omega_i t + \varphi_{fzi}); \\ m_{by} &= K_{my} \sum_{i=1}^n \alpha_{myi} \sin(\omega_i t + \varphi_{myi}), \end{aligned} \quad (3)$$

где α_{fyi} , α_{fzi} , α_{mzi} , α_{myi} , K_{fy} , K_{mz} , K_{fz} , K_{my} — постоянные параметры, получаемые, как правило, экспериментальным путем и зависящие от балльности, курсового угла, динамических характеристик объекта управления, частоты колебаний (ω), случайных значений начальных фаз колебаний (φ_{fyi} , φ_{fzi} , φ_{mzi} , φ_{myi}). Процесс получения точных значений сил и моментов, действующих на исследуемый объект управления, связан с обработкой и анализом широкого спектра параметров и, как отмечалось ранее, требует больших временных и материальных затрат. Проводить такие исследования для каждого объекта нецелесообразно. Однако для каждого конкретного объекта управления, зная их тактико-технические характеристики, можно получить оценки возможных значений возмущений;

б) *возмущения, характеризующие гидрологические силы и моменты, а также подводные течения* f_y , f_z , m_y , m_z , возникающие в случайные моменты времени. Модель таких возмущений может быть представлена в виде алгебраических уравнений:

$$\begin{aligned} f_y &= A_p \sin(2\pi t/T_p) \\ &\text{при } (t \geq t_0) \text{ \& } (t < T_p/4); \\ f_y &= A_p \\ &\text{при } (t \geq T_p/4) \text{ \& } (t < N_1 T_p); \\ f_y &= A_p \cos(2\pi t/T_p) \\ &\text{при } (t \geq N_1 T_p) \text{ \& } (t < (2N_1 + 1)T_p/2); \\ f_y &= -A_p \\ &\text{при } (t \geq (2N_1 + 1)T_p/2) \text{ \& } (t < N_2 T_p); \\ f_y &= A_p \cos(2\pi t/T_p) - 2A_p \\ &\text{при } (t \geq N_2 T_p) \text{ \& } (t < (2N_2 + 1)T_p/2); \\ f_y &= -A_p - 2A_p \\ &\text{при } (t \geq (2N_2 + 1)T_p/2) \text{ \& } (t < N_3 T_p); \\ f_y &= A_p \cos(2\pi t/T_p) - 4A_p \\ &\text{при } (t \geq N_3 T_p) \text{ \& } (t < (2N_3 + 1)T_p/2); \\ f_y &= -A_p - 4A_p \\ &\text{при } (t \geq (2N_3 + 1)T_p/2) \text{ \& } (t < N_4 T_p) \end{aligned}$$

и т.д.

При изменении направления возмущения уравнения имеют вид:

$$\begin{aligned} f_y &= -A_p \cos(2\pi t/T_p) - 4A_p \\ \text{при } (t \geq N_4 T_p) \ \& \ (t < (2N_4 + 1)T_p/2); \\ f_y &= A_p - 4A_p \\ \text{при } (t \geq (2N_4 + 1)T_p/2) \ \& \ (t < N_5 T_p); \\ f_y &= -A_p \cos(2\pi t/T_p) - 2A_p \\ \text{при } (t \geq N_5 T_p) \ \& \ (t < (2N_5 + 1)T_p/2); \\ f_y &= A_p - 2A_p \\ \text{при } (t \geq N_6 T_p) \ \& \ (t < (2N_6 + 1)T_p/2); \\ f_y &= -A_p \cos(2\pi t/T_p) + 0A_p \\ \text{при } (t \geq N_6 T_p) \ \& \ (t < (2N_6 + 1)T_p/2); \\ f_y &= A_p + 0A_p \\ \text{при } (t \geq (2N_6 + 1)T_p/2) \ \& \ (t < N_7 T_p) \end{aligned}$$

и т.д., где A_p — амплитуда изменения возмущения f_y ; T_p — время изменения возмущения; $N_1, N_2, \dots$ — числа, показывающие моменты изменения возмущения. Аналогичным образом описываются и возмущения f_z, m_y, m_z .

В результате совокупный вектор внешних возмущений запишется в виде

$$\mathbf{f}(t) = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{by} + f_y \\ m_{bz} + m_z \\ f_{bz} + f_z \\ m_{by} + m_y \end{pmatrix}.$$

Постановка задачи. Пусть дан объект управления, описываемый линейной системой (1), и вектор измеряемых координат (2), на который действует совокупность неизвестных возмущений $\mathbf{f}(t)$. Необходимо получить оценки фазовых координат $\hat{\mathbf{x}}$, оценки совокупного вектора возмущений $\hat{\mathbf{F}}$ и на основании полученных оценок синтезировать законы управления подводным аппаратом в конкретном режиме плавания.

Алгоритмы фильтрации

Для получения оценок фазовых координат $\mathbf{x}$, объекта (1) по измерениям (2), используются различные алгоритмы фильтрации. В зависимости от информации об объекте управления и возмущениях наибольшую популярность в настоящее время приобрели Калмановские алгоритмы фильтрации, использующие невязки в обратной связи [1—3].

Калмановские алгоритмы фильтрации. Данные фильтры используются для систем

с достоверной информацией о моделях движения и возмущений. В этом случае алгоритм фильтрации принимает вид

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{x}}} &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{D}\mathbf{f} + \mathbf{K}_0(\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}); \\ \hat{\mathbf{x}}(t_0) &= M[\mathbf{x}(t_0)], \end{aligned} \quad (4)$$

где коэффициенты усиления определяются с помощью уравнения Риккати $\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{A}\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{A}^T - \mathbf{P}\mathbf{C}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{C}\mathbf{P} + \mathbf{Q}$, причем $\mathbf{K}_0 = (\mathbf{K}_{ij}) = \mathbf{P}\mathbf{C}^T\mathbf{R}^{-1}$. Эти коэффициенты могут быть вычислены заранее при заданных ковариационных матрицах $\mathbf{R}$ и $\mathbf{Q}$.

Недостатком данных алгоритмов является достаточно высокое требование к качеству и точности информации о параметрах модели движения $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$ и внешних возмущениях $\mathbf{f}(t)$, $\mathbf{w}(t)$, $\xi(t)$. В связи с этим качество получаемых оценок фазовых координат не удовлетворяет требованиям, предъявляемым к современным системам управления, работающим в реальных условиях.

Алгоритм фильтрации с интегральными невязками. Для устранения указанных выше недостатков в данной работе предложен алгоритм фильтрации, позволяющий получать не только оценки фазовых координат, но и оценки неизвестных внешних возмущений. Предлагаемый алгоритм, как отмечалось ранее, основан на использовании не только невязок $\mathbf{v} = \mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}$, но и интегралов от этих невязок:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= \int (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})d\tau; \\ \mathbf{v}_2 &= \iint (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})d\tau_1 d\tau_2; \\ &\dots \\ \mathbf{v}_{r+1} &= \iiint \dots \int (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_{r+1}. \end{aligned}$$

При этом алгоритм фильтрации примет следующий вид:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{x}}} &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{K}_0(\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) + \hat{\mathbf{F}}; \\ \hat{\mathbf{x}}(t_0) &= M[\mathbf{x}(t_0)]; \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{F}} &= \mathbf{K}_1 \int (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})d\tau + \mathbf{K}_2 \iint (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})d\tau_1 d\tau_2 + \\ &+ \dots + \mathbf{K}_{r+1} \iiint \dots \int (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_{r+1}, \end{aligned} \quad (6)$$

где $\hat{\mathbf{F}}$ — оценка неизвестных внешних возмущений. Предложенный алгоритм отличается от алгоритма (4) тем, что позволяет не только сглаживать высокочастотные возмущения $\mathbf{w}(t)$, но и восстанавливать низкочастотные внешние воздействия (6), что делает его работоспособным в реальных условиях даже при действии неизвестных возмущений $\mathbf{f}(t)$.

Определение коэффициентов обратной связи. Коэффициенты усиления $\mathbf{K}_0$, как и в фильтре Калмана (4), определяются из уравнения Риккати $\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{A}\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{A}^T - \mathbf{P}\mathbf{C}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{C}\mathbf{P} + \mathbf{Q}$, причем $\mathbf{K}_0 = (\mathbf{K}_{ij}) = \mathbf{P}\mathbf{C}^T\mathbf{R}^{-1}$, и позволяют сглаживать высокочастотные возмущения. Коэффициенты $\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \dots, \mathbf{K}_{r+1}$ при интегральных невязках, предназначенные для восстановления низкочастотных внешних воздействий, определим следующим образом.

Рассмотрим модели движения

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) + \mathbf{w}(t)$$

и фильтрации

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{x}}} &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{K}_0(\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) + \\ &+ \mathbf{K}_1 \int (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) d\tau + \mathbf{K}_2 \iint (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) d\tau_1 d\tau_2 + \dots + \\ &+ \mathbf{K}_{r+1} \int \dots \int (\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) d\tau_1 \dots d\tau_{r+1}. \end{aligned}$$

Учитывая, что $\mathbf{y} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \boldsymbol{\xi} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{C}\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\xi}$, где $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{M}[\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}]$, и вычитая из первого уравнения второе, получим

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\varepsilon}} &= (\mathbf{A} - \mathbf{K}_0\mathbf{C})\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) - \\ &- \mathbf{K}_1\mathbf{C} \int \boldsymbol{\varepsilon} d\tau - \mathbf{K}_2\mathbf{C} \iint \boldsymbol{\varepsilon} d\tau_1 d\tau_2 - \dots - \\ &- \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{C} \int \dots \int \boldsymbol{\varepsilon} d\tau_1 \dots d\tau_{r+1} + \\ &+ \mathbf{M}[\mathbf{w}(t)] + \mathbf{K}_1 \int \mathbf{M}[\boldsymbol{\xi}] d\tau + \mathbf{K}_2 \iint \mathbf{M}[\boldsymbol{\xi}] d\tau_1 d\tau_2 + \\ &+ \dots + \mathbf{K}_{r+1} \int \dots \int \mathbf{M}[\boldsymbol{\xi}] d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_{r+1}. \end{aligned}$$

Предполагая, что

$$\begin{aligned} \mathbf{M}[\mathbf{w}(t)] + \mathbf{K}_1 \int \mathbf{M}[\boldsymbol{\xi}] d\tau + \mathbf{K}_2 \iint \mathbf{M}[\boldsymbol{\xi}] d\tau_1 d\tau_2 + \dots + \\ + \mathbf{K}_{r+1} \int \dots \int \mathbf{M}[\boldsymbol{\xi}] d\tau_1 d\tau_2 \dots d\tau_{r+1} = 0, \end{aligned}$$

получим

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\varepsilon}} &= (\mathbf{A} - \mathbf{K}_0\mathbf{C})\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) - \\ &- \mathbf{K}_1\mathbf{C} \int \boldsymbol{\varepsilon} d\tau - \mathbf{K}_2\mathbf{C} \iint \boldsymbol{\varepsilon} d\tau_1 d\tau_2 - \dots - \\ &- \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{C} \int \dots \int \boldsymbol{\varepsilon} d\tau_1 \dots d\tau_{r+1} = \\ &= (\mathbf{A} - \mathbf{K}_0\mathbf{C})\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_2 - \dots - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_{r+1}. \end{aligned}$$

Коэффициенты обратной связи $\mathbf{K}_i$, $i = \overline{1, r+1}$, выберем таким образом, чтобы выражение $|\mathbf{D}\mathbf{f}(t) - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_2 - \dots - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_{r+1}| \leq \varepsilon_0$ было меньше или равно величине $\varepsilon_0 \rightarrow 0$.

Тогда система примет вид $\dot{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\mathbf{A} - \mathbf{K}_0\mathbf{C})\boldsymbol{\varepsilon}$. Данная система является устойчивой, если система (1), (2) наблюдаема по Калману.

Представим временной интервал конкретного маневра $[t_0, T]$ в виде s последовательных отрезков и разложим функцию $\mathbf{f}(t)$ в ряд Тейлора на каждом из них. Величина s выбирается из условия сходимости ряда Тейлора к функ-

ции $\mathbf{f}(t)$, т.е. чтобы каждый из отрезков принадлежал области сходимости ряда. Имеем

$$\begin{aligned} [t_0, t_1]: \mathbf{f}(t) &= \mathbf{f}_1(t_1) + \frac{\mathbf{f}_1^{(1)}(t_1)}{1!} h_1 + \\ &+ \frac{\mathbf{f}_1^{(2)}(t_1)}{2!} h_1^2 + \frac{\mathbf{f}_1^{(3)}(t_1)}{3!} h_1^3 + \dots + \frac{\mathbf{f}_1^{(r)}(t_1)}{r!} h_1^r; \\ [t_1, t_2]: \mathbf{f}(t) &= \mathbf{f}_2(t_2) + \frac{\mathbf{f}_2^{(1)}(t_2)}{1!} h_2 + \\ &+ \frac{\mathbf{f}_2^{(2)}(t_2)}{2!} h_2^2 + \frac{\mathbf{f}_2^{(3)}(t_2)}{3!} h_2^3 + \dots + \frac{\mathbf{f}_2^{(r)}(t_2)}{r!} h_2^r; \\ &\dots \\ [t_{s-1}, t_s]: \mathbf{f}(t) &= \mathbf{f}_s(t_s) + \frac{\mathbf{f}_s^{(1)}(t_s)}{1!} h_s + \\ &+ \frac{\mathbf{f}_s^{(2)}(t_s)}{2!} h_s^2 + \frac{\mathbf{f}_s^{(3)}(t_s)}{3!} h_s^3 + \dots + \frac{\mathbf{f}_s^{(r)}(t_s)}{s!} h_s^r, \end{aligned}$$

где $t_j \in [t_{j-1}, t_j]$, $j \in (1, s)$, $\mathbf{f}_j^{(i)}(t_j)$ — i -я производная функции $\mathbf{f}(t)$ на j -м отрезке, $h_j = t_j - t_{j-1}$.

Тогда на каждом из отрезков потребуем выполнения условия

$$\begin{aligned} |\mathbf{D}\mathbf{f}(t) - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_2 - \dots - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_{r+1}| &= \\ = \left| \mathbf{D}\mathbf{f}_j(t_j) + \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(1)}(t_j)}{1!} h_j + \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(2)}(t_j)}{2!} h_j^2 + \dots + \right. \\ &+ \left. \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(r)}(t_j)}{r!} h_j^r - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_2 h_j - \dots - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_1 h_j^r \right| \leq \\ &\leq \left| \mathbf{D}\mathbf{f}_j(t_j) - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 \right| + \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(1)}(t_j)}{1!} h_j - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_1 h_j \right| + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(2)}(t_j)}{2!} h_j^2 - \mathbf{K}_3\mathbf{v}_1 h_j^2 \right| + \dots + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(r)}(t_j)}{r!} h_j^r - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_1 h_j^r \right| = \\ = \left| \mathbf{D}\mathbf{f}_j(t_j) - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 \right| + \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(1)}(t_j)}{1!} - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_1 \right| h_j + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(2)}(t_j)}{2!} - \mathbf{K}_3\mathbf{v}_1 \right| h_j^2 + \dots + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(r)}(t_j)}{r!} - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_1 \right| h_j^r \leq \\ &\leq \left| \mathbf{D}\mathbf{f}_j(t_j) - \mathbf{K}_1\mathbf{v}_1 \right| + \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(1)}(t_j)}{1!} - \mathbf{K}_2\mathbf{v}_1 \right| h + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(2)}(t_j)}{2!} - \mathbf{K}_3\mathbf{v}_1 \right| h^2 + \dots + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(r)}(t_j)}{r!} - \mathbf{K}_{r+1}\mathbf{v}_1 \right| h^r \leq \varepsilon_0. \end{aligned}$$

где ε_0 — заданный числовой вектор, $h = \max\{h_1, h_2, \dots, h_s\}$. Обозначив

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{\max} &= \max\{\mathbf{f}_1(t_1), \mathbf{f}_2(t_2), \dots, \mathbf{f}_s(t_s), \dots\}; \\ \mathbf{f}_{\max}^{(1)} &= \max\{\mathbf{f}_1^{(1)}(t_1), \mathbf{f}_2^{(1)}(t_2), \dots, \mathbf{f}_s^{(1)}(t_s), \dots\}; \\ &\dots \\ \mathbf{f}_{\max}^{(r)} &= \max\{\mathbf{f}_1^{(r)}(t_1), \mathbf{f}_2^{(r)}(t_2), \dots, \mathbf{f}_s^{(r)}(t_s), \dots\} \end{aligned}$$

и учитывая, что большему значению возмущения соответствует и большая невязка, получим

$$\begin{aligned} &\max_{j \in (1, s)} \left| \mathbf{D} \mathbf{f}_j(t_j) - \mathbf{K}_1 \mathbf{v}_1 \right| + \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(1)}(t_j)}{1!} - \mathbf{K}_2 \mathbf{v}_1 \right| h + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(2)}(t_j)}{2!} - \mathbf{K}_3 \mathbf{v}_1 \right| h^2 + \dots + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_j^{(r)}(t_j)}{r!} - \mathbf{K}_{r+1} \mathbf{v}_1 \right| h^r \leq \left| \mathbf{D} \mathbf{f}_{\max} - \mathbf{K}_1 \mathbf{v}_{1 \max} \right| + \\ &+ \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(1)}}{1!} - \mathbf{K}_2 \mathbf{v}_{1 \max} \right| h + \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(2)}}{2!} - \mathbf{K}_3 \mathbf{v}_{1 \max} \right| h^2 + \\ &+ \dots + \left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(r)}}{r!} - \mathbf{K}_{r+1} \mathbf{v}_{1 \max} \right| h^r \leq \varepsilon_0, \end{aligned}$$

где $\mathbf{v}_{1 \max}$ определяется в текущем времени из условия

$$\text{ЕСЛИ } \mathbf{v}_1(t) \geq \mathbf{v}_{1 \max} \text{ ТО } \mathbf{v}_{1 \max} = \mathbf{v}_1(t).$$

Для определения коэффициентов $\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \dots, \mathbf{K}_{r+1}$ решим следующие неравенства:

$$\begin{aligned} &\left| \mathbf{D} \mathbf{f}_{\max} - \mathbf{K}_1 \mathbf{v}_{1 \max} \right| \leq \varepsilon_1; \\ &\left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(1)}}{1!} - \mathbf{K}_2 \mathbf{v}_{1 \max} \right| \leq \varepsilon_2; \\ &\dots \\ &\left| \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(r)}}{r!} - \mathbf{K}_{r+1} \mathbf{v}_{1 \max} \right| \leq \varepsilon_{r+1}. \end{aligned}$$

При $\varepsilon_i \rightarrow 0, i \in (1, r+1)$, получим систему уравнений:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_1 \mathbf{v}_{1 \max} &= \mathbf{D} \mathbf{f}_{\max}; \\ \mathbf{K}_2 \mathbf{v}_{1 \max} &= \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(1)}}{1!}; \\ &\dots \\ \mathbf{K}_{r+1} \mathbf{v}_{1 \max} &= \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(r)}}{r!}. \end{aligned}$$

Для однозначного определения коэффициентов усиления при интегральных невязках представим матрицы $\mathbf{K}_i$ в виде

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{D} \mathbf{S}_i, i \in (1, r+1),$$

$$\text{где } \mathbf{S}_i = \begin{pmatrix} S_{11}^i & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & S_{22}^i & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & S_{ll}^i & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} \text{ — матри-$$

цы размерности $l \times m$.

В результате получим:

$$\begin{aligned} \mathbf{D} \mathbf{S}_1 \mathbf{v}_{1 \max} &= \mathbf{D} \mathbf{f}_{\max} \Rightarrow \mathbf{S}_1 \mathbf{v}_{1 \max} = \mathbf{f}_{\max}; \\ \mathbf{D} \mathbf{S}_2 \mathbf{v}_{1 \max} &= \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(1)}}{1!} \Rightarrow \mathbf{S}_2 \mathbf{v}_{1 \max} = \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(1)}}{1!}; \\ &\dots \end{aligned} \quad (7)$$

$$\mathbf{D} \mathbf{S}_{r+1} \mathbf{v}_{1 \max} = \mathbf{D} \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(r)}}{r!} \Rightarrow \mathbf{S}_{r+1} \mathbf{v}_{1 \max} = \frac{\mathbf{f}_{\max}^{(r)}}{r!},$$

$$\text{где } \mathbf{v}_{1 \max} = (v_{1 \max, 1}, v_{1 \max, 2}, \dots, v_{1 \max, m})^T;$$

$$\mathbf{f}_{\max} = (f_{\max, 1}, f_{\max, 2}, \dots, f_{\max, l})^T;$$

$$\mathbf{f}_{\max}^{(1)} = (f_{\max, 1}^{(1)}, f_{\max, 2}^{(1)}, \dots, f_{\max, l}^{(1)})^T, \quad \text{—}$$

$\vdots$

$$\mathbf{f}_{\max}^{(r)} = (f_{\max, 1}^{(r)}, f_{\max, 2}^{(r)}, \dots, f_{\max, l}^{(r)})^T$$

векторы невязок, возмущений и их производных. Раскрывая уравнения (7) для каждой матрицы $\mathbf{S}_i$, получим систему скалярных уравнений:

$$\begin{aligned} S_{11}^1 &= \frac{f_{\max, 1}}{v_{1 \max, 1}}, & S_{22}^1 &= \frac{f_{\max, 2}}{v_{1 \max, 2}}, & \dots & S_{ll}^1 = \frac{f_{\max, l}}{v_{1 \max, l}}; \\ S_{11}^2 &= \frac{f_{\max, 1}^{(1)}}{1! v_{1 \max, 1}} = \frac{S_{11}^1 f_{\max, 1}^{(1)}}{1 \cdot f_{\max, 1}}, & S_{22}^2 &= \frac{f_{\max, 2}^{(1)}}{1! v_{1 \max, 2}} = \frac{S_{22}^1 f_{\max, 2}^{(1)}}{1 \cdot f_{\max, 2}}, & \dots & S_{ll}^2 = \frac{f_{\max, l}^{(1)}}{1! v_{1 \max, l}} = \frac{S_{ll}^1 f_{\max, l}^{(1)}}{1 \cdot f_{\max, l}}; \\ S_{11}^3 &= \frac{f_{\max, 1}^{(2)}}{2! v_{1 \max, 1}} = \frac{S_{11}^2 f_{\max, 1}^{(2)}}{2 f_{\max, 1}^{(1)}}, & S_{22}^3 &= \frac{f_{\max, 2}^{(2)}}{2! v_{1 \max, 2}} = \frac{S_{22}^2 f_{\max, 2}^{(2)}}{2 f_{\max, 2}^{(1)}}, & \dots & S_{ll}^3 = \frac{f_{\max, l}^{(2)}}{2! v_{1 \max, l}} = \frac{S_{ll}^2 f_{\max, l}^{(2)}}{2 f_{\max, l}^{(1)}}; \\ &\vdots & & \vdots & & \ddots \\ S_{11}^{r+1} &= \frac{f_{\max, 1}^{(r)}}{r! v_{1 \max, 1}} = \frac{S_{11}^r f_{\max, 1}^{(r)}}{r f_{\max, 1}^{(r-1)}}, & S_{22}^{r+1} &= \frac{f_{\max, 2}^{(r)}}{r! v_{1 \max, 2}} = \frac{S_{22}^r f_{\max, 2}^{(r)}}{r f_{\max, 2}^{(r-1)}}, & \dots & S_{ll}^{r+1} = \frac{f_{\max, l}^{(r)}}{r! v_{1 \max, l}} = \frac{S_{ll}^r f_{\max, l}^{(r)}}{r f_{\max, l}^{(r-1)}}. \end{aligned}$$

Недостатком данного алгоритма является незнание граничных значений возмущений и их производных $f_{\max,j}^i$. В предыдущих работах [10–13] для каждого конкретного объекта эта задача решалась эмпирическим путем с помощью экспертов. Как показали результаты моделирования, данный способ выбора граничных возмущений $f_{\max,j}^i$ имеет право на существование. Так как для каждого из объектов управления с известными тактико-техническими характеристиками эти возмущения могут быть определены с определенной степенью точности. Кроме того, эти оценки лежат в достаточно широких пределах и мало влияют на качество результатов.

Алгоритм оценивания граничных значений внешних возмущений и их производных

Основной задачей данной работы является построение адаптивного алгоритма фильтрации, т.е. алгоритма независимого от предварительного оценивания граничных значений внешних возмущений и их производных $f_{\max,j}^i$. Эти параметры должны вычисляться в процессе функционирования объекта управления в реальном времени. Данные оценки могут быть получены в результате обработки оценок внешних возмущений $\hat{F}$.

Полученные оценки возмущений $\hat{F}$ сглаживаются с помощью апериодического звена $\frac{1}{T_0 p + 1}$ и поступают в логический блок LB (рис. 1). В данном блоке определяются граничные значения возмущений $f_{\max}$. Работа блока LB основана на сравнении текущего значения $\hat{F}(t)$ со значением $f_{\max}$. Если $\hat{F}(t) > f_{\max}$, то $f_{\max} = \hat{F}(t)$, причем начальные значения $f_{\max}$ могут выбираться в достаточно широких пределах (от $0,05 \max(f(t))$ до $50 \max(f(t))$), не влияя на оценки $f_{\max}$.

На рис. 1 представлена структурная схема системы управления объектом при включении в контур управления фильтра с разделением невязок.

На рис. 2 представлены оценки внешних возмущений $\hat{F}(t)$, получаемых с помощью алгоритма фильтрации (5), (6) и оценки граничных значений возмущений $f_{\max}$, получаемых в логическом блоке LB.

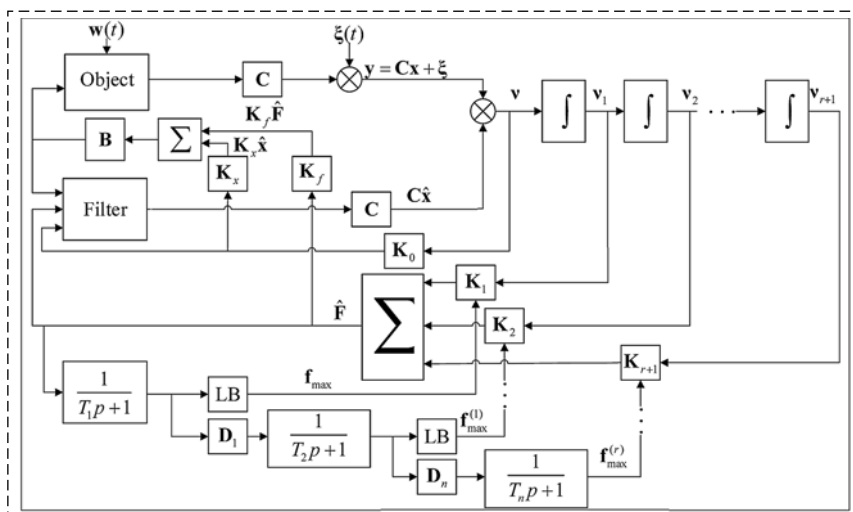


Рис. 1. Блок-схема системы управления объектом с восстановлением неизвестных внешних воздействий

Fig. 1. The block diagram of the object control system with the restoration of unknown external influences

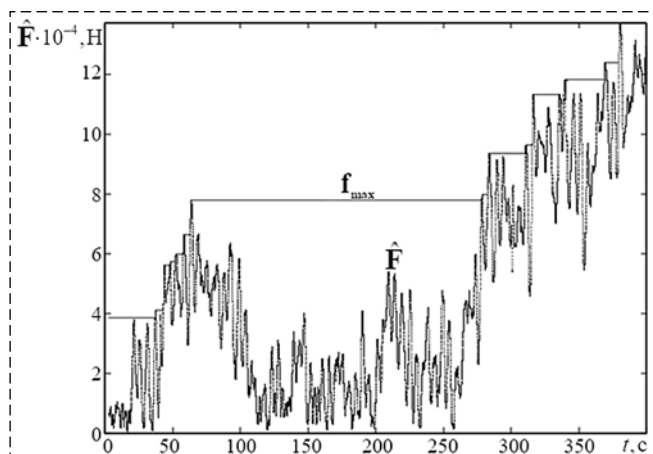


Рис. 2. Восстановленное и сглаженное возмущение $\hat{F}$ и граничное значение возмущения $f_{\max}$, получаемое в блоке LB

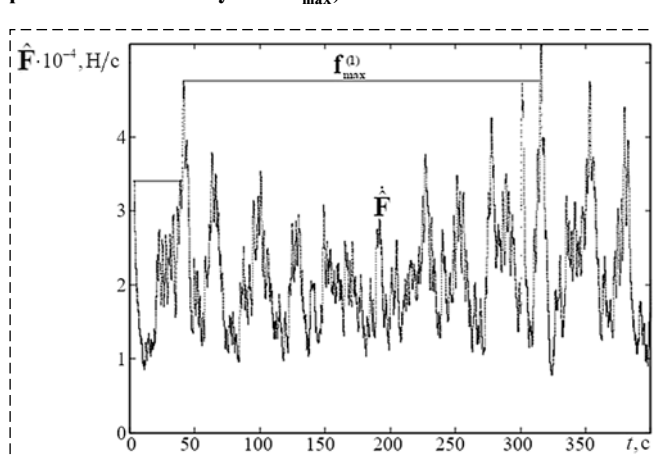


Рис. 3. Восстановленная и сглаженная производная возмущения $\hat{F}^{(1)}$ и граничное значение производной возмущения $f_{\max}^{(1)}$, получаемое в блоке LB

Для получения оценки $\mathbf{f}_{\max}^{(1)}$ сглаженный звеном $\frac{1}{T_0 p + 1}$ сигнал поступает на дифференцирующее звено D_1 и после дальнейшего сглаживания звеном $\frac{1}{T_1 p + 1}$ поступает в блок LB, где и определяется значение $\mathbf{f}_{\max}^{(1)}$ (рис. 3). Аналогичным образом получают оценки $\mathbf{f}_{\max}^{(2)}, \mathbf{f}_{\max}^{(3)}, \dots, \mathbf{f}_{\max}^{(r)}$.

Алгоритмы управления с компенсацией внешних возмущений

Классические законы управления описываются в виде алгебраических уравнений

$$\mathbf{u}_1 = \mathbf{k}_x \hat{\mathbf{x}}, \quad (9)$$

где $\mathbf{u}_1$ — вектор управления; $\hat{\mathbf{x}}$ — вектор координат; $\mathbf{k}_x$ — вектор коэффициентов при координатах.

Эти законы управления работают лишь в отсутствие внешних возмущений и линейной модели движения. Для реальных систем, функционирующих в условиях действия внешних возмущений, законы управления должны включать в себя оценки возмущений, получаемых с помощью алгоритмов фильтрации. Предлагаемые в работе законы управления имеют вид:

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_1 + \mathbf{u}_2 = \mathbf{k}_x \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{k}_f \hat{\mathbf{F}}, \quad (10)$$

где $\hat{\mathbf{F}}$ — вектор оценок возмущений; $\mathbf{k}_f$ — вектор коэффициентов этих оценок; составляющая вектора управления $\mathbf{u}_1$ отвечает за качество процесса управления, а составляющая $\mathbf{u}_2$ — за компенсацию внешних возмущений.

Считая, что алгоритм фильтрации (5), (6) позволяет получать достаточно точные оценки $\hat{\mathbf{F}}$ неизвестных возмущений $\mathbf{f}(t)$, управление, компенсирующее неизвестное возмущение, получим из уравнения:

$$\mathbf{B}\mathbf{u}_2 + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) = \mathbf{B}\mathbf{u}_2 + \hat{\mathbf{F}} - \varepsilon_u,$$

где ε_u определяет ошибку компенсации возмущений. Критерием при оценивании вектора управления $\mathbf{u}_2$ выберем критерий минимума квадрата ошибки:

$$J = \min(\mathbf{B}\mathbf{u}_2 + \hat{\mathbf{F}})^T (\mathbf{B}\mathbf{u}_2 + \hat{\mathbf{F}}).$$

В результате получим, что вектор управления определяется в виде:

$$\mathbf{u}_2 = -(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \hat{\mathbf{F}}$$

[15], а вектор коэффициентов $\mathbf{k}_f$ равен $\mathbf{k}_f = -(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T$.

Компьютерная апробация алгоритмов фильтрации. Моделирование алгоритмов фильтрации и управления проводилось на модели движения подводного аппарата в вертикальной плоскости, описываемой линейной системой дифференциальных уравнений:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{D}\mathbf{f}(t) + \mathbf{w}(t),$$

где

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11}V_x & a_{12}V_x & 0 & 0 \\ a_{21}V_x & a_{22}V_x & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & V_x & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} b_{11}V_x^2 & b_{12}V_x^2 \\ b_{21}V_x^2 & b_{22}V_x^2 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{D} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{— известные матрицы со-}$$

стояния, управления и возмущений, зависящие от продольной скорости движения (V_x); $\mathbf{x} = (V_y \ \omega_z \ \psi \ \eta)^T$ — вектор состояния; V_y, ω_z — линейная и угловая скорости; ψ — угол дифферента; η — глубина погружения; $\mathbf{u} = (u_1 \ u_2)^T$ —

вектор управления; $\mathbf{f} = \begin{pmatrix} f_{by} + f_y \\ m_{bz} + m_z \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ — сово-

купный вектор внешних возмущений; $\mathbf{w}(t)$ — случайный векторный гауссовский процесс с нулевым средним $M[\mathbf{w}(t)] = 0$ и известной ковариационной матрицей $M[\mathbf{w}(t)\mathbf{w}^T(\tau)] = \mathbf{Q}(t)\delta(t - \tau)$.

Система наблюдений описывается системой уравнений

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \xi(t),$$

где $\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ — матрица наблюдений;

$\xi(t)$ — случайный векторный гауссовский процесс с нулевым средним $M[\xi(t)] = 0$ и известной ковариационной матрицей $M[\xi(t)\xi^T(\tau)] = \mathbf{R}(t)\delta(t - \tau)$.

Вектор управляющих воздействий определяется в виде

$$\mathbf{B}\mathbf{u} = \begin{pmatrix} c_1(\hat{\eta} - \eta_z) + c_2\hat{V}_y + c_3(\psi - \psi_z) + c_4\hat{\omega}_z - \\ -(b_{22}\hat{F}_{V_y} - b_{12}\hat{F}_{\omega_z})/(b_{11}b_{22} - b_{12}b_{21}) - \\ -(b_{11}\hat{F}_{\omega_z} - b_{12}\hat{F}_{V_y})/(b_{11}b_{22} - b_{12}b_{21}) \end{pmatrix}^T,$$

где c_1, c_2, c_3, c_4 — известные коэффициенты, зависящие от режима функционирования;

η_z, ψ_z — заданные значения глубины погружения и дифферента; $\hat{F}_{\nu}, \hat{F}_{\omega_z}$ — оценки совокупного вектора внешних возмущений $\mathbf{f}(t)$.

В качестве алгоритма фильтрации рассмотрен алгоритм (5), (6) с числом слагаемых в выражении (6) от 1 до 9.

Оценивание неизвестных внешних возмущений. С помощью фильтра Калмана получить оценки неизвестных внешних возмущений практически невозможно. Фильтр же с интегральными невязками позволяет с достаточно высокой степенью точности получать оценки неизвестных внешних возмущений, варьируя число членов в выражении (6).

На рис. 4, 5 изображены обобщенное внешнее возмущение F_v , включающее в себя меняющиеся и волновые возмущения, и оценка возмущений $\hat{F}$ при одном и более двух членах выражения (6) соответственно.

Как видно из рис. 5, 6, увеличение числа слагаемых в выражении (6) повышает точность оценивания возмущений. Для достижения требуемой точности оценивания, как показывает практика, достаточно трех слагаемых. А для подтверждения работоспособности данного фильтра в работе рассматривалось до 9 членов в выражении (6).

Сравнительные характеристики работы Калмановских алгоритмов и алгоритма с интегральными невязками. На рис. 6, 7 представлены переход подводного аппарата с глубины $\eta = 40$ м на $\eta_z = 10$ м с использованием оценок, полученных с помощью фильтра Калмана и фильтра с интегральными невязками при скорости движения 2 м/с.

Из рис. 6, 7 видно, что алгоритм управления (9) по оценкам калмановского алгоритма фильтрации не обеспечивает требуемого качества переходных процессов по глубине при действии неизвестных возмущений. Оценки фазовых координат и внешних возмущений, получаемых с помощью фильтра с интегральными невязками, повышают качество переходных процессов при управлении с помощью алгоритма (11).

На рис. 8, 9 изображены аналогичные результаты при действии волновых и меняющихся возмущений.

Из рис. 8, 9 видно, что качество оценок фазовых координат в последнем случае намного выше, так как ошибки оценивания являются несмещенными. Это хорошо видно на переходных процессах по глубине. Кроме того, с помощью фильтра с интегральными невязками

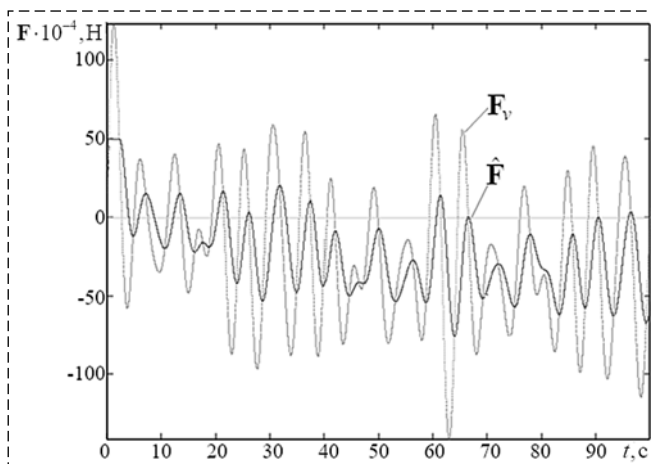


Рис. 4. Обобщенное внешнее возмущение F_v и оценка возмущения $\hat{F}$ при $n = 1$

Fig. 4. Generalized external perturbation and the perturbation estimate for $n = 1$

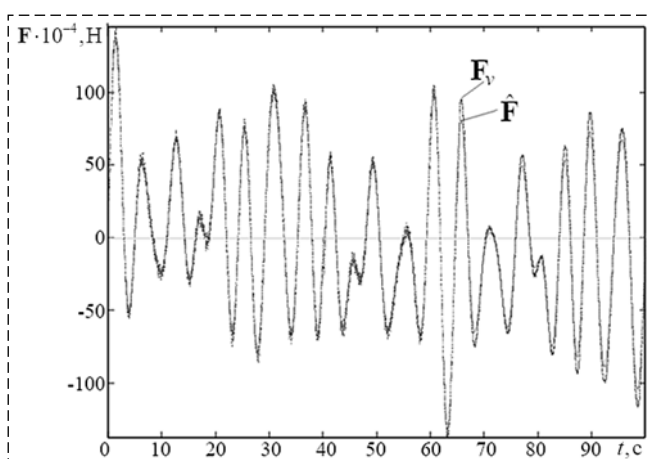


Рис. 5. Обобщенное внешнее возмущение F_v и оценка возмущения $\hat{F}$ при $n \geq 3$

Fig. 5. Generalized external perturbation and the perturbation estimate for $n \geq 3$

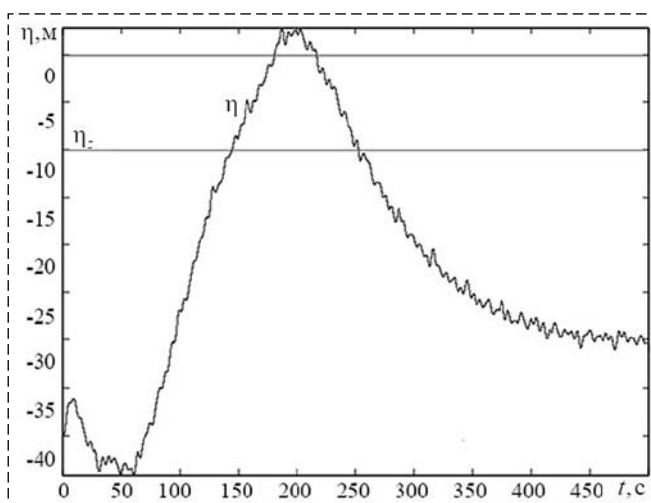


Рис. 6. Переход по глубине с $\eta = 40$ м на $\eta_z = 10$ м с использованием фильтра Калмана при скорости $v = 2$ м/с

Fig. 6. Transition in depth from $\eta = 40$ m to $\eta_z = 10$ m using the Kalman filter at speed $v = 2$ m/s

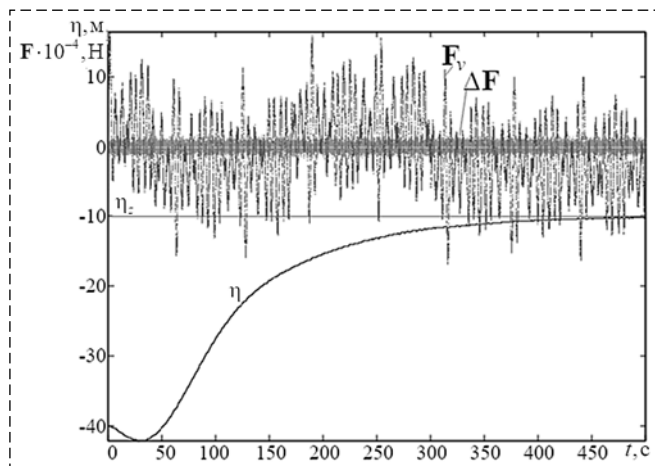


Рис. 7. Переход по глубине с $\eta = 40$ м на $\eta_z = 10$ м с использованием фильтра с интегральными невязками при скорости $v = 2$ м/с, а также возмущение F_v и ошибки оценок возмущений ΔF

Fig. 7. Transition in depth from $\eta = 40$ m to $\eta_z = 10$ m using the integral disturbances filter at speed $v = 2$ m/s, as well as disturbance F_v and disturbance estimation errors ΔF

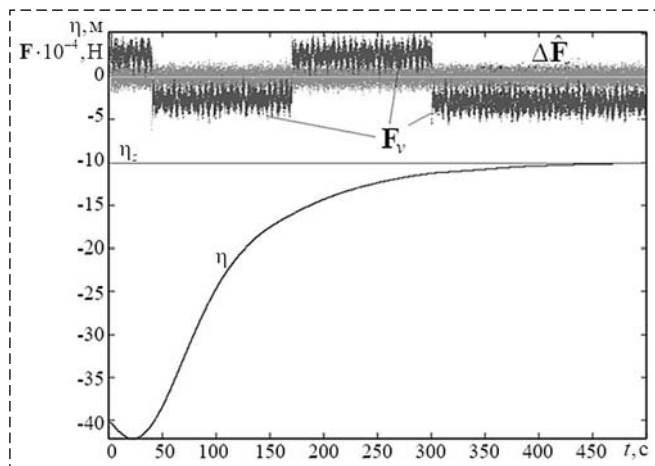


Рис. 8. Переход по глубине с $\eta = 40$ м на $\eta_z = 10$ м с использованием оценок фильтра с интегральными невязками при скорости $v = 5$ м/с, а также возмущения F_v и ошибки оценок возмущений ΔF

Fig. 8. Transition in depth from $\eta = 40$ m to $\eta_z = 10$ m using the integral disturbances filter's estimations at speed $v = 5$ m/s, as well as disturbance F_v and disturbance estimation errors ΔF

можно получать и оценки неизвестных внешних возмущений, включающих в себя совокупность различных воздействий среды. Эти оценки необходимы для коррекции классических законов управления и повышения качества управления подводными аппаратами.

Закключение

Предложен адаптивный алгоритм фильтрации, позволяющий восстанавливать не только фазовые координаты, но и обобщенный вектор неизвестных внешних возмущений.

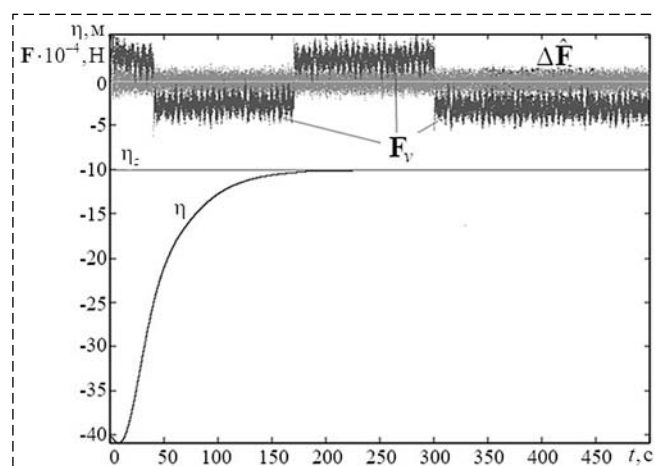


Рис. 9. Переход по глубине с $\eta = 40$ м на $\eta_z = 10$ м с использованием оценок фильтра с интегральными невязками при скорости $v = 5$ м/с, а также возмущения F_v и ошибки оценок возмущений ΔF

Fig. 9. Transition in depth from $\eta = 40$ m to $\eta_z = 10$ m using the integral disturbances filter's estimations at speed $v = 5$ m/s, as well as disturbance F_v and disturbance estimation errors ΔF

Предложена аналитическая зависимость выбора коэффициентов обратной связи в алгоритме фильтрации.

Предложенные алгоритмы фильтрации позволяют модифицировать классические законы управления за счет введения в них не только оценок фазовых координат, но и оценок внешних возмущений, что, в свою очередь, позволяет повысить качество управления подводным аппаратом за счет устранения статических погрешностей.

Проведенное полномасштабное моделирование подтверждает работоспособность предлагаемых алгоритмов фильтрации и управления.

Список литературы

1. Кватернак Х., Сиван Р. Линейные оптимальные системы управления. М.: Мир, 1977.
2. Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах / Под ред. К. Т. Леондеса, М.: Мир, 1980.
3. Сейдж Э. П., Мелса Дж. Л. Идентификация систем управления. М.: Наука, 1974.
4. Бобцов А. А., Пыркин А. А. Компенсация неизвестного синусоидального возмущения для линейного объекта любой относительной степени // А и Т. 2009. № 3. С. 114–122.
5. Feuer A., Morse A. S. Adaptive control of single-input, single-output linear systems // IEEE Trans. Automat. Control. 1978. V. 23, N. 4. P. 557–569.
6. Семушин И. В. Эффективный алгоритм обновления оценок по измерениям // Судостроительная промышленность. Сер. Вычислительная техника. 1992. № 28. С. 55–59.
7. Khalil H. K. Universal integral controllers for minimum-phase nonlinear systems // IEEE Trans. Automat. Control. 2000. Vol. 45, N. 3. P. 490–494.
8. Хлебников М. В. Робастная фильтрация при случайных возмущениях: метод инвариантных эллипсоидов // А и Т. 2009. N. 1.
9. Kanev S., Schutter D. B., Verhaegen M. An ellipsoid algorithm for probabilistic robust controller design // Systems & Control Letters. 2003. N. 49. P. 365–375.

10. Тарасов Н. Н., Тахтамышев М. Г. Алгоритмы получения несмещенных оценок при действии неизвестных внешних возмущений // Проблемы управления. 2012. № 6. С. 69–74.

11. Острецов Г. Э., Тарасов Н. Н. Управление кораблем при действии внешних возмущений с использованием интегральных невязок // Судостроение. 2013. № 6.

12. Данилова С. К., Кусков А. М., Кусков И. М., Тарасов Н. Н. Адаптивное управление МПО в условиях действия

возмущений // Известия ЮФУ. Технические науки. 2017. № 1–2 (186–187). С. 221–235.

13. Данилова С. К., Тарасов Н. Н., Кусков И. М. Управление подводным аппаратом при неполной информации о модели движения и внешних возмущений // Мехатроника, автоматизация, управление. 2016. Т. 17, № 5. С. 354–360.

14. Евланов Л. Г. Контроль динамических систем. М.: Наука, 1979.

15. Алберт А. Регрессия, псевдоинверсия и рекуррентное оценивание. М.: Наука, 1977.

Adaptive Algorithm of Filtration with Integrated Residuals

S. K. Danilova, Lab45_1@ipu.ru, N. N. Tarasov, tnn53@rambler.ru,

V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, 117997, Russian Federation

Corresponding author: **Danilova Svetlana K.**, Ph.D., Leading Researcher, V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, 117997, Russian Federation, e-mail: Lab45_1@ipu.ru

Accepted on November 13, 2018

Abstract

This paper proposes a filtering algorithm based on the use of not only the residuals between the measured and estimated coordinates, as in classical filtering algorithms, but also multiple integrals of these residuals. Classical filtering algorithms use reliable information about both the motion and measurement models and the statistical characteristics of the input random disturbances and measurement noise. The real control objects operate under conditions of action not only of high-frequency random disturbances, but also under the influence of low-frequency forces and moments from an aggressive environment, the characteristics of which are known with huge approximations. In this regard, the efficiency of using classical filtering algorithms for real systems is extremely low due to large errors. The algorithm proposed in the paper allows to eliminate these drawbacks by restoring external low-frequency disturbances in real time. Under external disturbances are understood not only external influences from the environment, but inaccurate knowledge about the motion model itself. For integral residuals, an algorithm is proposed for calculating the gains in the feedback in an analytical form. This algorithm is based on the processing of residuals, as well as estimates of external disturbances and their derivatives in the current time. A control algorithm is proposed that includes estimates of both phase coordinates, which are responsible for the quality of transients, and estimates of unknown disturbances, which is responsible for the compensation of external disturbances. Knowing the estimates of external disturbances in real time will, on the one hand, improve the quality of control, and, on the other hand, reduce the time and material costs associated with the study of the control object's movement dynamics and the external environment. Using the example of an underwater vehicle model described by a linear system of differential equations under conditions of external disturbances (wave and hydrological forces and moments), the simulation was performed and the efficiency of the proposed algorithms for various numbers of integral residuals was shown.

Keywords: optimal control, adaptive algorithms of filtration, parameters fitting, marine moving objects, disturbances estimation.

For citation:

Danilova S. K., Tarasov N. N. Adaptive Algorithm of Filtration with Integrated Residuals, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2019, vol. 20, no. 2, pp. 80–89.

DOI: 10.17587/mau.20.80-89

References

1. Kvakernak H., Sivan R. Optimal linear control systems, Moscow, Mir, 1977 (in Russian).

2. Leondes K. T. ed. Filtration and stochastic control in dynamic systems, Moscow, Mir, 1980 (in Russian).

3. Seidj E. P., Melsa J. L. Identification of control systems, Moscow, Nauka, 1974 (in Russian).

4. Bobtsov A. A., Pyrkin A. A. Compensation of undefined sine disturbance for linear object with any relative degree, *A&T*, 2009, no. 3, pp. 14–122 (in Russian).

5. Feuer A., Morse A. S. Adaptive control of single-input, single-output linear systems, *IEEE Trans. Automat.Control*, 1978, vol. 23, no. 4, pp. 557–569.

6. Syomushkin I. V. Effective algorithm of estimation's update according to measurements, *Sudostroitel'naya Promyshlennost., Ser. "Vichislitel'naya tekhnika"*, no. 28, 1992, pp. 55–59 (in Russian).

7. Khalil H. K. Universal integral controllers for minimum-phase nonlinear systems, *IEEE Trans. Automat.Control*, 2000, vol. 45, no. 3, pp. 490–494.

8. Khlebnikov M. V. Robust filtration in non-random disturbances: invariant ellipsoid method, *A&T*, 2009, no. 1 (in Russian).

9. Kanev S., Schutter D. B., Verhaegen M. An ellipsoid algorithm for probabilistic robust controller design, *Systems & Control Letters*, 2003, no. 49, pp. 365–375.

10. Tarasov N. N., Tachtamyshev M. G. Algorithms of evaluation of unshifted estimations with action of unknown external disturbances, *Problemy Upravleniya*, 2012, no. 6, pp. 69–74 (in Russian).

11. Ostretsov G. E., Tarasov N. N. Ship control in action of external disturbances using integral residuals, *Sudostroeniye*, 2013, no. 6 (in Russian).

12. Danilova S. K., Kuskov A. M., Kuskov I. M., Tarasov N. N. Adaptive control of MMO in case of disturbance actions, *Izvestiya YUFU, Technical sciences*. 2017, no. 1–2, pp. 221–235 (in Russian).

13. Danilova S. K., Tarasov N. N., Kuskov I. M. Underwater vehicle control using uncomplete information about a movement model and external disturbances, *Mekhatronika, avtomatizaciya, upravlenie*, 2016, vol. 17, no. 5, pp. 354–360 (in Russian).

14. Evlanov L. G. Control of dynamic systems, Moscow, Nauka, 1979 (in Russian).

15. Albert A. Regression, pseudoinversion and recurrent estimation, Moscow, Nauka, 1977 (in Russian).