

## تخمین بهبود یافته پارامترهای مدل شناور زیر دریایی خودکار در صفحات افقی و عمودی در حضور نویز

سید حمید موسویان<sup>۱</sup>، حمید رضا کوفیگر<sup>۲</sup>، محسن اکرامیان<sup>۳</sup>

koofigar@eng.ui.ac.ir

۱- کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی برق - کنترل، دانشگاه اصفهان

۲- دانشیار دانشکده مهندسی برق - کنترل، دانشگاه اصفهان

۳- استادیار دانشکده مهندسی برق - کنترل، دانشگاه اصفهان

### چکیده

در این مقاله مسأله تخمین بهبود یافته پارامتر و مدل‌سازی شناور زیردریایی خودکار (AUV) در صفحات افقی و عمودی در حضور نویز اندازه‌گیری مطرح می‌گردد. بدین منظور، دو راهبرد شناسایی سیستم شامل روش شناساگر وقتی پارامتر مدل سری- موازی و شناساگر حداقل مربعات خطا، به عنوان دو روش کم هزینه برای شناسایی مدل بر اساس اطلاعات مستخرج از آزمایش‌های عملی، طراحی و مورد بررسی قرار می‌گیرد. در هر دو شناساگر پیشنهادی، مسأله انتخاب مقادیر بهره‌های طراحی شناساگرها به عنوان یک عامل مهم در جهت بهبود عملکرد فرایند تخمین، توسط الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات (PSO) بر اساس حداقل سازی یک تابع هدف مرتفع و تعیین می‌گردد. با انتخاب و اعمال سیگنال ورودی مناسب، خروجی سیستم مورد داده برداری قرار گرفته و در نهایت مدل فضای حالت و تابع تبدیل هر زیرسیستم شناسایی شده، و نتایج حاصل از آن با سیستم واقعی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. بررسی نتایج تخمین، بیان می‌دارد که شناساگر حداقل مربعات خطا نسبت به شناساگر وقتی پارامتر دارای توانایی انجام عمل تخمین با دقت و سرعت بسیار بالا و تاثیرپذیری ناچیز از نویز وارده به سیستم می‌باشد. نتایج شبیه سازی، موید صحت عملکرد موثر شناساگر حداقل مربعات خطا به منظور مدل‌سازی دو زیرسیستم خطی AUV، براساس داده‌های اندازه‌گیری شده سیستم در دو حالت بدون نویز و آغشته به نویز، می‌باشد.

واژگان کلیدی: شناور زیردریایی خودکار، شناساگر وقتی پارامتر، شناساگر حداقل مربعات خطا، نویز اندازه‌گیری، الگوریتم PSO

تاریخ دریافت مقاله : ۹۵/۰۳/۱۲

تاریخ پذیرش مقاله : ۹۵/۰۹/۲۱

## ۱- مقدمه

ربات‌های زیردریایی بی سرنشین خودکار<sup>۱</sup>، موسوم به AUV، می‌توانند بدون حضور مستقیم نیروی انسانی در حین عملیات، وظیفه هدایت و کنترل خود را به طور مستقل بر عهده گیرند [۱-۳]. این سطح از کنترل تحت شرایط محیطی مختلف از جمله وجود موانع، به وسیله اجازه می‌دهد تا در هر مکان و هر زمان که نیاز باشد یک مسیر برنامه ریزی شده را به طور دقیق طی کند. همچنین حسگرهای به کار رفته در این وسیله حین حرکت در اقیانوس به نمونه برداری از محیط برای مقاصد گوناگون علمی، تحقیقاتی، نظامی، کشف معدن و غیره می‌پردازند [۲،۳].

بر اساس مرجع [۳،۴]، دینامیک AUV غیرخطی و وابسته به زمان می‌باشد که این امر در درجه نخست به دلیل پارامترهای متعدد هیدرودینامیکی آن می‌باشد. راه‌های گوناگونی تاکنون برای مدلسازی و سیستم شناسی AUVها پیشنهاد شده است. در سال ۱۹۹۴ فوسن<sup>۲</sup> مدلسازی و کنترل شناورهای زیردریایی را با استفاده از مکانیک لاگرانژی تشریح نمود [۴]. پیچیدگی موجود در برآورد تاثیرات حاصل از حرکت جسم در محیط سیال سبب گرایش روز افزون به استفاده از روش‌های نوین در شبیه سازی رفتار AUV گردیده است. در چنین شرایطی استفاده از روش‌های شناسایی سیستم<sup>۳</sup>، بسیار مناسب می‌باشد.

برای طراحی یک AUV باید قابلیت مانور و کنترل پذیری آن بر اساس یک مدل ریاضی و از قبل آزمایش شود. بنابراین دانستن مقادیر صحیح ضرایب مدل سیستم، در واقع به معنی یافتن مدل دینامیکی صحیح از وسیله می‌باشد و مسأله‌ای مهم در مطالعات مربوط به AUV بشمار می‌رود. در حوزه تعیین ضرایب هیدرودینامیکی مدل، روش تست مکانیزم حرکت صفحه‌ای<sup>۴</sup> (PMM) در میان آزمایش‌های عملی، رایج ترین تست می‌باشد [۵،۶]، اما نتایج آن به علت مشکلات عملی آزمایش و عدم تطابق کامل شرایط آزمایش با شرایط واقعی، دارای دقت کافی نیست و تخمین پارامتر ممکن است به علت تأثیر تفاوت مقیاس دچار بایاس شود. همچنین علی رغم زمان و هزینه بالا، تنها یک یا دو پارامتر در هر دور آزمایش تعیین می‌شوند. در مقابل، استفاده از روش‌های

شناسایی سیستم به علت قابلیت استفاده از نتایج آزمایش‌های قبلی، در زمان بسیار محدود و با صرف هزینه‌های بسیار کمتری در مقایسه با روش‌های آزمایشی و نیز دستیابی به نتایج نسبتاً دقیق می‌تواند به عنوان روشی کارا در محاسبه ضرایب هیدرودینامیکی مدل به کار گرفته شود.

شکل‌های هندسی مختلف و کاربردهای گوناگون این وسایل، همچنین وجود مشکلات متعددی چون: اغتشاش‌های خارجی اعم از شرایط محیطی و وجود نیروهای مزاحم مانند جریان‌های زیرآبی، عدم قطعیت در تخمین پارامترهای سیستم، دینامیک‌های کوپل شده و غیرخطی، باعث گردیده روش‌های متنوعی توسط محققین جهت مدلسازی و کنترل آن‌ها مطرح شود [۷،۳،۱].

در زمینه شناسایی سیستم و تخمین پارامترها و ضرایب هیدرودینامیکی AUV روش‌های گوناگونی وجود دارد که می‌توان به مهم ترین آن‌ها به صورت زیر اشاره نمود: الف) روش شناسایی حداقل مربعات (LS)<sup>۵</sup> [۸] که به منظور شناسایی خطی مدل سیستم بسیاری از گونه‌های شناور زیرآبی به کار گرفته شده است، ب) روش شناسایی تطبیقی<sup>۶</sup> [۹] که به منظور شناسایی تطبیقی پارامترهای مدل بطور مجزا، و یا به صورت ترکیبی با مسأله کنترل شناورهای زیرآبی به کار گرفته شده است، ج) روش رویکردهای غیر خطی<sup>۷</sup> [۱۰] از جمله فیلتر کالمن توسعه یافته و مد لغزشی که جهت تخمین حالات سیستم و ضرایب هیدرودینامیکی شناور به عنوان یکی دیگر از روش‌های پرکاربرد مطرح می‌باشد. البته رویکر غیرخطی مد لغزشی به دلیل دارا بودن دو محدودیت کران دار و پیوستگی لپشیتز<sup>۸</sup> توابع غیرخطی سیستم، و همچنین قابلیت اعمال این رویکر تنها به سیستم‌هایی با فرم نرمال و همبسته، دارای پیچیدگی‌هایی در پیاده سازی می‌باشد، د) روش شناسایی توسط شبکه‌های عصبی [۱۱] و منطق فازی<sup>۹</sup> [۱۲] که هر دو آن‌ها به عنوان یک ایده کلی پیشرفته برای مدلسازی دینامیکی هر وسیله بدنه صلب شش درجه آزادی محسوب می‌شوند.

با بررسی فعالیت‌های انجام شده در زمینه شناسایی سیستم AUV، می‌توان بیان نمود که این مطالعات حداقل دارای یکی

<sup>6</sup> Adaptive Identification

<sup>7</sup> Nonlinear Observer

<sup>8</sup> Lipschitz Continuity

<sup>9</sup> Neural Network and Fuzzy Identification

<sup>1</sup> Autonomous Underwater Vehicle - AUV

<sup>2</sup> Fossen

<sup>3</sup> System Identification

<sup>4</sup> Planar Motion Mechanism - PMM

<sup>5</sup> Least Squares Identification - LS

شبهه سازی و بررسی نتایج نهایی مقاله مطرح می‌شود، و در آخر نتیجه گیری کلی ارائه خواهد شد.

## ۲- معادلات دینامیکی شناور زیردریایی خودکار

بر اساس مدل‌های ارائه شده در مراجع گوناگون [۴،۷]، مجموعه معادلات دینامیکی AUV بر اساس حرکت‌های انتقالی و دورانی به دست می‌آیند. از این رو می‌توان معادلات نامی یک شناور زیردریایی خودکار را به فرم

$$M(\dot{v}) + C(v)v + D(v)v + g(\eta) = \tau \quad (1)$$

$$\dot{\eta} = J(\eta)v \quad (2)$$

نمایش داد [۴]، که در آن  $M$  بیانگر ماتریس جرم یا اینرسی،  $g$  بردار نیرو و گشتاور گرانشی،  $C$  و  $D$  با ابعاد مشابه به ترتیب ماتریس کوریولی س<sup>۳</sup> و ماتریس ضرایب میرایی،  $\eta = [\xi, \eta, \zeta, \varphi, \theta, \psi]^T$  نشان دهنده بردار چرخش و موقعیت (تعیین جهت) وسیله نسبت به دستگاه مختصات زمینی<sup>۴</sup> به عنوان مرجع اینرسی،  $v = [u, v, w, p, q, r]^T$  بردار سرعت‌های خطی و زاویه‌ای وسیله نسبت به دستگاه مختصات بدنی<sup>۵</sup>، و  $\tau = [X, Y, Z, K, M, N]^T$  بردار ورودی‌های کنترل که شامل نیروها و ممان‌های وارده به شناور نسبت به دستگاه مختصات بدنی می‌باشد. به عبارت دیگر، سه مولفه اول در بردار  $\tau$  مبین نیروها<sup>۶</sup> و سه مولفه دوم در بردار  $\tau$  مبین گشتاورهای<sup>۷</sup> وارد بر جسم حول سه محور  $x$ ،  $y$  و  $z$  می‌باشد که هر کدام از نیروها و گشتاورها شامل جملات هیدرودینامیکی، هیدرواستاتیکی، جرم اضافه و کنترلی هستند. همچنین،  $J(\eta)$  یک ماتریس تبدیل با مرتبه کامل بین دستگاه مختصات بدنی و زمینی می‌باشد. توصیف هر یک از متغیرهای مدل دینامیکی در ۶ جهت حرکت، در جدول (۱) و موقعیت دستگاه‌های مختصات برای شناور AUV در شکل (۱) نشان داده شده است.

معمولاً در سیستم کنترل زیردریایی برای سهولت در امر کنترل و عدم مواجهه همزمان با متغیرهای فراوان کنترلی و معادلات حرکت پیچیده، مدل ۶ درجه آزادی AUV براساس مراجع [۴،۷] به زیرسیستم‌های کنترلی تقسیم می‌گردد.

از قیود زیر می‌باشند: (الف) اطلاع از کران تغییرات نامعینی‌های پارامتری سیستم [۸]، (ب) در نظر نگرفتن شرایط محیط کاری AUV از جمله وجود اغتشاش‌های خارجی محیط و نویزهای اندازه‌گیری [۱۱، ۱۲]، (ج) عدم انتخاب مناسب سیگنال ورودی جهت تحریک سیستم جهت شناسایی عناصر نامعلوم AUV [۸]، (د) نداشتن تضمین تحلیلی همگرایی خطای تخمین شناساگر [۱۱]، (ه) لزوم دسترسی به داده‌های ورودی و خروجی سیستم در شرایط مختلف حرکت شناور جهت استنتاج قوانین فازی به صورت جامع و آموزش شبکه عصبی [۱۱، ۱۲]. هر یک از این روش‌های فوق دارای مزایا و معایبی می‌باشند از این رو بایستی به دقت و به طور دقیق، روش شناسایی و مدل شناورهای زیرآبی موردنظر بر اساس شرایط واقعی و ملزومات انتخاب گردد [۱۳، ۱۴].

از این رو در این مقاله با توجه به لزوم بررسی مسأله تخمین پارامتر و مدل‌سازی سیستم AUV پیش از طراحی کنترل‌کننده حرکت و با هدف برطرف نمودن قیود بیان شده مطالعات پیشین، دو روش کارآمد شناساگر وقفی پارامتر<sup>۱</sup> و حداقل مربعات خطا، به منظور شناسایی پارامترهای زیرسیستم‌های خطی شناور در صفحات افقی و عمودی در دو حالت حضور و عدم حضور نویز در سیستم بکار گرفته می‌شود. از طرفی به منظور بهبود عملکرد دو روش شناسایی پیشنهادی، از الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات<sup>۲</sup> (PSO) برای تنظیم مناسب پارامترهای طراحی این دو شناساگر استفاده می‌شود. در نهایت شناساگرهای پیشنهادی می‌توانند به عنوان ابزاری مناسب و کم هزینه به منظور شناسایی مدل و تعیین ضرایب آن براساس اطلاعات مستخرج از آزمایش‌های عملی به کار گرفته شوند، و همچنین محدودیت‌های روش‌های عملی نظیر PMM را بر طرف نمایند.

ساختار مقاله به شرح زیر است: در بخش دوم توصیفی از مدل دینامیکی AUV ارائه می‌شود. در بخش سوم روش فرمول‌بندی دو شناساگر وقفی پارامتر و حداقل مربعات خطا مبتنی بر الگوریتم PSO، به منظور شناسایی پارامترهای سیستم مطرح می‌گردد. در بخش چهارم بیان روش اجرا،

<sup>5</sup> Body-Fixed Frame

<sup>6</sup> Forces

<sup>7</sup> Moments

<sup>1</sup> Adaptive Parameter Identifier

<sup>2</sup> Particle Swarm Optimization - PSO

<sup>3</sup> Coriolis

<sup>4</sup> Earth-Fixed Frame

مبنای آن کنترل کننده عمق با توجه به زاویه پیچش طراحی می‌گردد. از این رو می‌توان بر اساس معادلات (۱) و (۲) با یک سری فرضیات ساده سازی معین از مراجع [۴،۷]، مدل طولی خطی پارامتری AUV را به فرم ماتریسی رابطه (۳)

$$\begin{bmatrix} \dot{q} \\ \dot{\theta} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\rho L^4 u_0}{2}\right) M_q & -\frac{(z_G - z_B)W}{I_y - \left(\frac{\rho L^5}{2}\right) M_q} & 0 \\ I_y - \left(\frac{\rho L^5}{2}\right) M_q & I_y - \left(\frac{\rho L^5}{2}\right) M_q & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -u_0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q \\ \theta \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \left(\frac{\rho L^3 u_0^2}{2}\right) M_{\delta_s} \\ I_y - \left(\frac{\rho L^5}{2}\right) M_q \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \delta_s \quad (3)$$

همچنین در معادله (۳)، پارامترهای  $I_y$ ،  $u_0$ ،  $z_B$ ،  $z_G$ ،  $\rho$ ،  $W$  و  $L$  بترتیب بیانگر ممان اینرسی شناور حول محور پیچش (محور  $y$ )، سرعت انتقالی در جهت محور  $x$ ، فاصله مرکز جرم تا مرکز مختصات وسیله در جهت محور  $z$ ، فاصله (ثقل) شناوری تا مرکز مختصات وسیله در جهت محور  $z$ ، چگالی (تراکم) آب دریا، وزن و طول وسیله می‌باشد. سه پارامتر  $M_q$ ،  $M_{\delta_s}$  و  $M_q$  بیانگر ضرایب هیدرودینامیکی شناور هستند [۴،۷،۱۵].

معادله دینامیکی (۳) را می‌توان به فرم فضای حالت زیر

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (4)$$

نمایش داد، که در آن  $x(t) = [q \ \theta \ z]^T$  بردار متغیرهای حالت،  $\delta_s(t) = u(t)$  ورودی سیستم و  $z(t) = y(t)$  خروجی مورد نظر می‌باشد. بر این اساس، با معلوم بودن مقادیر نامی پارامترهای زیرسیستم (۳) و در نظر گرفتن متغیر  $z$  (عمق) به عنوان خروجی، می‌توان تابع تبدیل زیرسیستم عمق یعنی نسبت  $Z(s)/\delta_s(s)$  را جهت به کارگیری در رویه طراحی و اعمال کنترل کننده مناسب بر روی شناور، به دست آورد.

## ۲-۲- مدل سیستم در صفحه افقی (زیر سیستم عرضی)

در این بخش نیز، به طریقی مشابه استخراج مدل طولی سیستم رفتار می‌شود [۴،۷]، بدین صورت که از معادلات روابط (۱) و (۲) با یک سری فرضیات ساده سازی معین از مرجع [۴]، مدل عرضی پارامتری که بر مبنای آن کنترل کننده سمت طراحی می‌گردد، به صورت فرم ماتریسی

## ۲-۱- مدل سیستم در صفحه عمودی (زیر سیستم طولی)

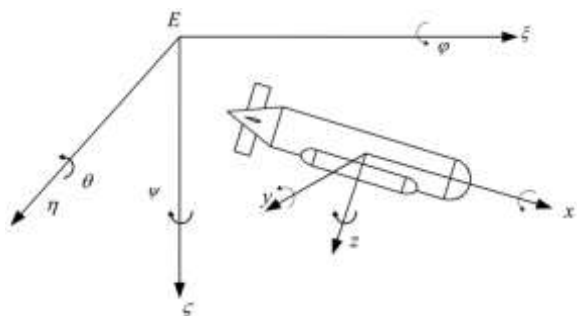
معادلات دینامیکی حاکم بر حرکت AUV قابل جدا سازی در جهات طولی و عرضی می‌باشد [۴]. دینامیک موثر بر عمق زیردریایی را می‌توان تحت عنوان مدل طولی بیان کرد که بر

بیان نمود، که در آن  $q$ ،  $\theta$ ،  $z$  بترتیب بیانگر سرعت زاویه‌ای پیچش، زاویه پیچش، عمق (موقعیت جابجایی قائم شناور)، و متغیر  $\delta_s$  بیانگر زاویه انحراف بالک صفحه کنترلی پاشنه (زاویه سکان عقب) شناور می‌باشد.

### جدول (۱) متغیرهای توصیفی مدل AUV (نماد گذاری

[SNAME 1950] [۴].

درجه آزادی	راستای حرکت یا چرخش	نیروها و گشتاورها	سرعت‌های خطی و زاویه‌ای	موقعیت‌ها و زوایای اولیه
۱	حرکت در راستای محور $x$ (Surge)	$X$	$u$	$\xi$
۲	حرکت در راستای محور $y$ (Sway)	$Y$	$v$	$\eta$
۳	حرکت در راستای محور $z$ (Heave)	$Z$	$w$	$\zeta$
۴	چرخش حول محور طولی $\xi$ (Roll)	$K$	$p$	$\phi$
۵	چرخش حول محور عرضی $\eta$ (Pitch)	$M$	$q$	$\theta$
۶	چرخش حول محور عمودی $\zeta$ (Yaw)	$N$	$r$	$\psi$



شکل (۱) موقعیت دستگاه‌های مختصات بدنی و زمینی در

AUV [۷].

$$\begin{bmatrix} m - \left(\frac{\rho}{2} L^3\right) Y_v & m x_G - \left(\frac{\rho}{2} L^4\right) Y_r & 0 \\ m x_G - \left(\frac{\rho}{2} L^4\right) N_v & I_z - \left(\frac{\rho}{2} L^5\right) N_r & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{r} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\left(\frac{\rho}{2} L^2 u_0\right) Y_v & m u_0 - \left(\frac{\rho}{2} L^3 u_0\right) Y_r & 0 \\ -\left(\frac{\rho}{2} L^3 u_0\right) N_v & m x_G u_0 - \left(\frac{\rho}{2} L^4 u_0\right) N_r & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ r \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\rho}{2} L^2 u_0^2\right) Y_{\delta_r} \\ \left(\frac{\rho}{2} L^3 u_0^2\right) N_{\delta_r} \\ 0 \end{bmatrix} \delta_r \quad (5)$$

الگوریتم بهینه سازی PSO به عنوان یک الگوریتم بهینه سازی شناخته شده و کارآمد با پیچیدگی کمتر نسبت به سایر روش‌ها نظیر شبکه‌های عصبی، منطق فازی و دیگر الگوریتم‌های فراابتکاری و تکاملی، در این زمینه استفاده می‌گردد [۱۸]. مهمترین نقاط قوت الگوریتم PSO عبارتند از: عدم حساسیت به مقیاس متغیرهای مسأله، پیاده سازی ساده، عدم نیاز به مشتق تابع هدف، تعداد کم پارامتر قابل تنظیم و توانایی انجام یک جستجوی سراسری کاملاً موثر. در واقع به کارگیری الگوریتم PSO در موارد فوق، جایگزین مناسبی برای روش‌های پیشین متداول مبتنی بر سعی و خطا بوده، به گونه‌ای که دو مولفه مهم یعنی خواص همگرایی مناسب و قابل قبول به مقادیر مطلوب و سرعت پاسخ بالا با کمترین بایاس و نوسان را فراهم می‌کند، و همچنین روند طراحی شناساگرها را به طور چشمگیر تسهیل داده و مطمئن‌تر خواهد نمود.

### ۳-۲- شناساگر وقتی پارامتر

به منظور استفاده از شناساگر وقتی پارامتر، می‌توان هر یک از زیرسیستم‌های عرضی و طولی را به فرم مدل فضای حالت سیستم با پارامترهای نامعلوم به صورت

$$\dot{x} = A_p x + B_p u, \quad x(0) = x_0 \quad (6)$$

در نظر گرفت، که در آن  $x \in \mathcal{R}^n$  بردار حالت سیستم و  $u \in \mathcal{R}^r$  بردار ورودی به طوریکه  $u \in \mathcal{L}_\infty$  و قابل اندازه‌گیری می‌باشند و ماتریس  $A_p$  نیز پایدار باشد. حال هدف، شناسایی عناصر نامعلوم ماتریس‌های تغییرناپذیر با زمان  $A_p \in \mathcal{R}^{n \times n}$  و  $B_p \in \mathcal{R}^{n \times r}$ ، به کمک بردارهای موجود سیگنال ورودی و حالات سیستم می‌باشد. بر اساس مرجع [۱۶]، شناساگر وقتی پارامتر مدل سری- موازی را می‌توان به عنوان ابزاری مناسب برای شناسایی پارامترهای نامعلوم ماتریس‌های  $A_p$  و  $B_p$  در (۶)، به کار برد.

**قضیه ۱ [۱۶]:** شناساگر وقتی پارامتر مدل سری- موازی

$$\dot{\hat{x}} = A_m \hat{x} + (\hat{A}_p - A_m)x + \hat{B}_p u, \quad \hat{x}(0) = \hat{x}_0 \quad (7)$$

با قوانین تطبیق

تعیین می‌شود، که در آن  $v, r, \psi$  بترتیب بیانگر سرعت انتقالی در جهت محور  $y$ ، سرعت زاویه‌ای چرخش، زاویه چرخش (سمت)، و متغیر  $\delta_r$  بیانگر میزان انحراف زاویه مکانیزم سکان (بالک‌های عمودی) شناور می‌باشد. همچنین در (۵)، پارامترهای  $m, I_z, u_0$  و  $x_G$  بترتیب بیانگر جرم شناور، ممان اینرسی وسیله حول محور عمودی  $z$  (چرخش)، سرعت انتقالی در جهت محور  $x$ ، و فاصله مرکز جرم تا مرکز مختصات وسیله در جهت محور طولی  $x$  (مکان مرکز ثقل) می‌باشد. دیگر پارامترهای موجود در (۵)، بیانگر ضرایب هیدرودینامیکی می‌باشند [۴، ۷، ۱۵].

معادله دینامیکی (۵) را نیز می‌توان به فرم فضای حالت (۴) نمایش داد، که در آن  $x(t) = [v \ r \ \psi]^T$ ،  $u(t) = \delta_r$  ورودی سیستم و  $y(t) = \psi$  خروجی مورد نظر می‌باشد. بر این اساس، با معلوم بودن مقادیر نامی پارامترهای زیرسیستم (۵) و در نظر گرفتن متغیر  $\psi$  (زاویه چرخش) به عنوان خروجی، می‌توان تابع تبدیل زیرسیستم سمت یعنی نسبت  $\psi(s)/\delta_r(s)$  را جهت به کارگیری در رویه طراحی و اعمال کنترل کننده مناسب بر روی شناور، به دست آورد.

### ۳-۳- مسأله تخمین پارامتر و مدل‌سازی سیستم

در روش‌های شناسایی ترکیبی [۱۷، ۱۶، ۱۴] می‌توان از دو روش پرکاربرد شناساگر وقتی پارامتر و حداقل مربعات خطا نام برد، که در بخش‌های بعد نحوه فرمول بندی کلی و طریقه بکارگیری این دو به منظور مدل‌سازی سیستم مطرح می‌گردد.

### ۳-۱- لزوم بهره‌گیری از PSO در روش‌های پیشنهادی

از آنجایی که در شناساگر وقتی پارامتر، مسأله انتخاب دقیق مقادیر بهره‌های تطبیق دارای اهمیت بالایی می‌باشد، و همچنین در شناساگر حداقل مربعات نیز، انتخاب صحیح ضرایب موثر در طراحی، نقش ویژه‌ای در عملکرد این شناساگر دارد، از این رو برای افزایش کارایی و بهبود نتایج تخمین پارامتر توسط شناساگرها و عملکرد سیستم حلقه بسته نهایی، متناسب با هر یک از دو راهبرد شناسایی پیشنهادی براساس حداقل سازی یک تابع هدف مشخص، از

که در آن،  $y$  متغیر مشاهده شده،  $\theta_1$  و  $\theta_2$ ، ...،  $\theta_n$  پارامترهای مجهول، و  $\varphi_1$  و  $\varphi_2$ ، ...،  $\varphi_n$  توابع معلومی هستند که ممکن است به متغیرهای معلوم دیگری وابسته باشند. از این رو بردارهای  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$  و  $\varphi^T(i) = [\varphi_1(i), \varphi_2(i), \dots, \varphi_n(i)]$  مدل فوق با متغیر  $i$  اندیس گذاری شده که زمان را مشخص می کند. متغیرهای  $\varphi_i$ ، متغیرهای رگرسیون یا رگرسورها نامیده می شوند و مدل معادله (۱۰) مدل رگرسیون خوانده می شود. زوج مشاهدات و رگرسورها، یعنی:  $\{(y(i), \varphi(i)), i=1, 2, \dots, t\}$  به کمک آزمایش به دست می آیند. مسأله اساسی، تعیین پارامترها به شکلی است که خروجی های حاصل از معادله (۱۰)، تا آنجا که ممکن است به متغیرهای اندازه گیری شده  $y(i)$  (با معیار حداقل مربعات) نزدیک باشند. به عبارت دیگر، پارامتر  $\theta$  باید به گونه ای انتخاب شود که تابع معیار حداقل مربعات (۱۱) را کمینه کند،

$$V(\theta) = \int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} (y(\tau) - \varphi^T(\tau)\theta(\tau))^2 d\tau \quad (11)$$

که در آن، پارامتر  $\alpha \geq 0$  ضریب فراموشی می باشد. تابع معیار (۱۱) در واقع بیان کننده نوعی وزن گذاری متغیر با زمان در داده ها است که آخرین داده (در زمان  $t$ ) دارای وزن واحد و داده  $n$  واحد زمان عقبتر (در زمان  $\tau$ ) دارای وزن  $e^{-\alpha(t-\tau)}$  می باشد (داده های اخیر وزن بیشتری دارند و به نوعی مهم تر هستند). در واقع با تعریف چنین تابع معیاری و بکارگیری ضریب فراموشی  $\alpha$ ، اگر حتی پس از گذشت زمان قابل توجه ای از انجام عمل تخمین، پارامتری در سیستم تغییر کند، این الگوریتم توانایی تعقیب مجدد آن را دارد. از آنجایی که متغیر اندازه گیری شده  $y$  نسبت به پارامترهای  $\theta$  خطی و معیار حداقل مربعات از درجه دوم است، مسأله، دارای پاسخ تحلیلی است [۱۷].

محاسبات مستقیم نشان می دهد که اگر رابطه (۱۲) برقرار باشد، معیار (۱۱) کمینه خواهد شد:

$$\left( \int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \varphi(\tau) \varphi^T(\tau) d\tau \right) \hat{\theta}(t) = \left( \int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \varphi(\tau) y(\tau) d\tau \right) \quad (12)$$

که این معادله (۱۲) همان معادله نرمال به صورت

$$\hat{A}_p = \gamma_A \epsilon x^T \quad (8)$$

$$\hat{B}_p = \gamma_B \epsilon u^T \quad (9)$$

همگرایی خطای تخمین پارامترها و بردار خطای تعقیب را تضمین می نماید. در رابطه (۷)،  $\hat{x}$  نشان دهنده تخمین بردار  $x$ ، ماتریس های  $\hat{A}_p$ ،  $\hat{B}_p$  نیز به ترتیب بیانگر تخمین ماتریس های نامعلوم  $A_p$ ،  $B_p$  می باشند، همچنین  $A_m$  یک ماتریس معلوم پایدار می باشد که توسط طراح انتخاب می گردد. علاوه بر این در روابط (۸) و (۹)،  $\gamma_A, \gamma_B > 0$  بیانگر بهره های اسکالر تطبیق و  $\epsilon = x - \hat{x}$  خطای تخمین خروجی (حالت) می باشد. اثبات قضیه ۱ به کمک قضیه پایداری لیاپانف<sup>۱</sup>، به طور کامل در [۱۶] آورده شده است. سرعت همگرایی خطای تخمین پارامترها در این شناساگر به انتخاب مناسب مقادیر  $\gamma_A, \gamma_B > 0$  و همچنین انتخاب سیگنال  $u$  بستگی دارد که بایستی به اندازه کافی غنی از مرتبه  $n$  باشد ( $n$  برابر با تعداد پارامترهای مجهولی است که هدف، تخمین مقادیر آنها می باشد) بدین معنی که سیگنال ورودی شامل فرکانس های کافی به منظور تحریک تمامی مدهای سیستم باشد و به نوعی باید حداقل شامل تعداد ( $n/2$ ) فرکانس متمایز باشد [۱۶]. به دلیل اهمیت بالای انتخاب مناسب بهره های اسکالر تطبیق  $\gamma_A, \gamma_B$  در عملکرد تخمین، در این گزارش با استفاده از الگوریتم PSO مبتنی بر حداقل سازی یک تابع هدف مشخص، مقادیر بهینه ای برای این بهره های اسکالر یافت می گردد.

### ۳-۳- روش تخمین حداقل مربعات زمان - پیوسته

روش حداقل مربعات (LS) شیوه ای اساسی در تخمین پارامتر است، و اگر سیستم نسبت به پارامترها خطی باشد، بسیار کارآمد است. در این روش، تخمین حداقل مربعات، به طور تحلیلی قابل محاسبه است و پارامترهای مجهول یک مدل ریاضی، باید چنان انتخاب شوند که مجموع مربعات اختلاف بین مشاهده واقعی و مقادیر محاسبه شده ضرب در اعدادی که درجه دقت را اندازه گیری می کنند، کمینه شود [۱۷]. حداقل مربعات را می توان برای مسایل مختلفی بکار برد. این روش، برای مدل ریاضی (۱۰)، بسیار کارآمد است [۱۷]:

$$y(i) = \varphi_1(i)\theta_1 + \varphi_2(i)\theta_2 + \dots + \varphi_n(i)\theta_n = \varphi^T(i)\theta \quad (10)$$

<sup>1</sup> Lyapunov

اساس آن مدل‌سازی سیستم را انجام داد.

در اینجا نیز به منظور بهبود عملکرد این شناساگر، با توجه به اهمیت انتخاب صحیح پارامتر ضریب فراموشی  $\alpha$ ، و مقدار شرایط اولیه مربوط به ماتریس کواریانس خطای تخمین  $P$ ، به کمک الگوریتم PSO مبتنی بر حداقل سازی یک تابع هدف مشخص، مقادیر بهینه‌ای برای این پارامترها تعیین می‌گردد.

#### ۴- بیان روش اجرا، شبیه سازی و بررسی نتایج

اکنون به منظور شناسایی عناصر نامعلوم هر یک از زیرسیستم‌های طولی و عرضی AUV، به ترتیب مسأله تخمین پارامترها در دو حالت عدم حضور نویز ( $N=0$ ) و حالت حضور نویز ( $N \neq 0$ ) در (کلیه حالات) سیستم به طور جداگانه به ترتیب توسط دو شناساگر وفقی پارامتر و حداقل مربعات خطا بررسی می‌گردد. در شکل (۲) می‌توان نمایی از بلوک دیاگرام کلی روند شناسایی پارامترهای سیستم توسط شناساگرهای مبتنی بر PSO پیشنهادی را مشاهده نمود.

#### ۴-۱- نتایج اعمال شناساگر وفقی پارامتر مبتنی بر

#### PSO

در این بخش نتایج اعمال شناساگر وفقی پارامتر به هر یک از زیرسیستم‌ها در دو حالت جداگانه زیر ارائه می‌گردد.

$$\varphi(t)\varphi^T(t)\hat{\theta}(t) = \varphi^T(t)y(t) \quad (13)$$

است. اگر ماتریس (۱۴) وارون پذیر باشد، مقدار تخمین یکتا خواهد بود.

$$R(t) = \int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \varphi(\tau)\varphi^T(\tau) d\tau \quad (14)$$

علاوه بر این می‌توان با مشتق‌گیری از (۱۲) به معادلات بازگشتی دست یافت. قضیه ۲ چنین تخمینی را بیان می‌کند. **قضیه ۲ [۱۷]:** فرض کنید ماتریس  $R(t)$  که به کمک معادله (۱۴) مشخص می‌شود، برای همه مقادیر  $t$  وارون پذیر باشد. در نهایت پارامتر تخمینی  $\hat{\theta}$  که معادله (۱۱) را کمینه کند با روابط زیر بیان می‌گردد:

$$\dot{\hat{\theta}}(t) = P(t)\varphi(t)e(t) \quad (15)$$

$$e(t) = y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t) \quad (16)$$

$$\dot{P}(t) = \alpha P(t) - P(t)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t) \quad (17)$$

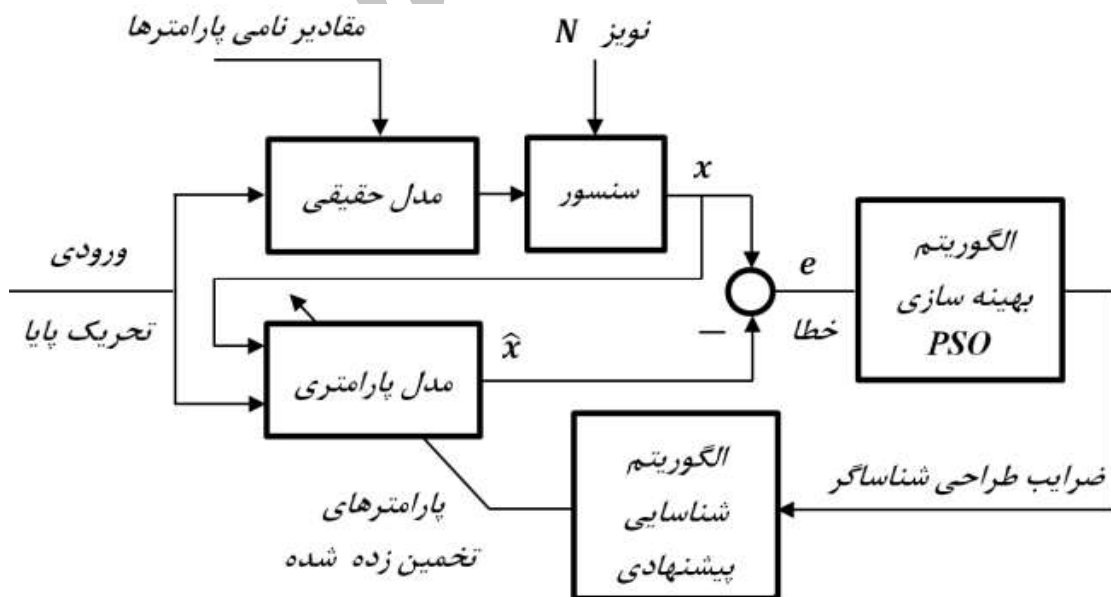
اثبات: قضیه یاد شده با مشتق‌گیری از معادله (۱۴) ثابت می‌شود [۱۷].

نکته ۱: ماتریس  $R(t) = P(t)^{-1}$  در معادله زیر صدق می‌کند:

$$\dot{R}(t) = -\alpha R(t) + \varphi(t)\varphi^T(t) \quad (18)$$

در واقع ترم  $P(t)$  بیانگر ماتریس کواریانس خطای تخمین در زمان  $t$  می‌باشد.

سرانجام می‌توان براساس روابط (۱۵) تا (۱۷)، پارامترهای نامعلوم سیستم ( $\theta$ ) را در هر لحظه شناسایی نمود، و بر



شکل (۲) بلوک دیاگرام روند شناسایی پارامترهای سیستم توسط شناساگرهای تحت بررسی مبتنی بر PSO.

حالت ۱: بدون حضور نویز در سیستم ( $N=0$ ):

در این حالت روند شناسایی عناصر نامعلوم هر یک از زیرسیستم‌ها توسط شناساگر وقتی پارامتر در غیاب نویز خارجی ( $N$ ) بررسی می‌گردد.

۱- الف) مدلسازی زیرسیستم سمت توسط شناساگر وقتی پارامتر با  $N=0$ :

به منظور اجرای روش پیشنهادی برای شناسایی پارامترهای نامعلوم مدل زیرسیستم عرضی AUV، ابتدا ساختار معلوم مدل این زیرسیستم در رابطه (۵) به صورت رابطه (۶)، به عنوان ساختار زیرسیستم عرضی به فرم پارامتری زیر:

$$A_{p\_s} = \begin{bmatrix} a_{11-s} & a_{12-s} & 0 \\ a_{21-s} & a_{22-s} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{p\_s} = \begin{bmatrix} b_{1-s} \\ b_{2-s} \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$x_s = [v \quad r \quad \psi]^T, \quad u_s = \delta_r, \quad y_s = \psi \quad (19)$$

در نظر گرفته می‌شود، به طوری که هدف نهایی، تخمین پارامترهای نامعلوم  $a_{1-s}$  و  $b_{1-s}$  در ساختار فوق می‌باشد. با اعمال روش شناسایی وقتی پارامتر، براساس روابط (۷) تا (۹) پارامترهای نامعلوم ماتریس‌های  $A_{p\_s}$  و  $B_{p\_s}$  تخمین زده می‌شوند. پارامترهای نامعلوم  $a_{1-s}$  و  $b_{1-s}$  مهمترین ضرایب هیدرودینامیکی AUV هستند که می‌توانند تحت تاثیر شرایط محیطی و همچنین سرعت پیشروی شناور تغییرات داشته باشند، از این رو شناسایی آن‌ها به منظور کنترل حرکت شناور ضروری می‌باشد.

اکنون براساس روابط (۸) و (۹)، قوانین تطبیق برای تخمین پارامترهای مجهول زیرسیستم عرضی به صورت:

$$\begin{aligned} \hat{a}_{11-s} &= \gamma_{A_{11-s}} (x_1 - \hat{x}_1) x_1 \\ \hat{a}_{12-s} &= \gamma_{A_{12-s}} (x_1 - \hat{x}_1) x_2 \\ \hat{b}_{2-1-s} &= \gamma_{B_{1-s}} (x_1 - \hat{x}_1) u_{i-s} \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \hat{a}_{21-s} &= \gamma_{A_{21-s}} (x_2 - \hat{x}_2) x_1 \\ \hat{a}_{22-s} &= \gamma_{A_{22-s}} (x_2 - \hat{x}_2) x_2 \\ \hat{b}_{2-2-s} &= \gamma_{B_{2-s}} (x_2 - \hat{x}_2) u_{i-s} \end{aligned} \quad (21)$$

به دست می‌آیند، که در آن‌ها پارامترهای  $\gamma_{A\_s}$ ،  $\gamma_{B\_s}$  ضرایب ثابتی هستند که به کمک الگوریتم PSO مبتنی بر مینیمم سازی تابع هدف پیشنهادی، تعیین می‌گردند. به این منظور، تابع هدف پیشنهادی برای فرایند بهینه سازی جستجوی ضرایب  $\gamma_{A\_s}$ ،  $\gamma_{B\_s}$  به صورت تابع مجموع قدر

مطلق خطای تخمین به فرم (۲۲) انتخاب شده است.

$$h_{Total}(\gamma_{s\_PSO}) = \int_{t=0}^{t=Tsim} (|e_1(t)| + |e_2(t)| + |e_3(t)|) dt \quad (22)$$

که در آن، ترم  $Tsim > 0$  زمان اجرای شبیه‌سازی، بعد معادلات فضای حالت زیرسیستم عرضی (AUV) بیانگر بردار خطای تخمین است. ترم  $\gamma_{s\_PSO}$  نشان دهنده بردار بهره‌های اسکالر تطبیق برای زیرسیستم عرضی بصورت (۲۳) می‌باشد.

$$\gamma_{s\_PSO} = [\gamma_{A_{11-s}}, \gamma_{A_{12-s}}, \gamma_{B_{1-s}}, \gamma_{A_{21-s}}, \gamma_{A_{22-s}}, \gamma_{B_{2-s}}] \quad (23)$$

همانطور که در بخش ۳-۲ بیان شد بایستی در انتخاب سیگنال کنترلی به منظور رویه شناسایی و اعمال به سیستم دقت نمود. در این قسمت برای زیرسیستم عرضی، از یک سیگنال ورودی کنترلی  $u$  به صورت

$$u_{i-s}(t) = 5 \sin t + 5 \sin 4t + \sin 8t \quad (24)$$

استفاده می‌شود، که غنی از مرتبه ۶ می‌باشد زیرا دارای سه سیگنال سینوسی با فرکانس‌های متفاوت است و برای شناسایی پارامترهای نامعلوم یک سیستم خطی با حداکثر شش پارامتر مجهول مناسب است.

براساس روابط (۶)، (۷)، (۱۹) تا (۲۴)، و قرار دادن بردار  $\gamma_{s\_PSO}$  رابطه (۲۳) به عنوان متغیرهای الگوریتم PSO، به منظور یافتن مقادیر بهینه برای آن در فضای جستجو مبنی بر حداقل سازی تابع هدف  $h_{Total}(\gamma_{s\_PSO})$  در (۲۲)، در حین عملکرد شناساگر، هدف نهایی مسأله یعنی

شناسایی مقادیر نامعلوم زیرسیستم محقق می‌گردد. مقادیر بهینه نهایی به دست آمده برای بردار بهره‌های تطبیق  $\gamma_{s\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO برای زیرسیستم عرضی، بصورت  $\gamma_{s\_PSO} = [9, 8, 0.3, 9, 19, 0.8]$  می‌باشد.

در شبیه سازی‌ها، ترم  $Tsim$  برابر با ۵۰ ثانیه در نظر گرفته شد، و مقادیر اولیه برای فرایند شناسایی پارامترهای مجهول زیرسیستم عرضی برابر با

$$[v_0, r_0, \psi_0]^T = [0, 0, 0]^T$$

$$[a_{11-s}, a_{12-s}, a_{21-s}, a_{22-s}, b_{1-s}, b_{2-s}] = [0, 0, 0, 0, 0, 0]$$

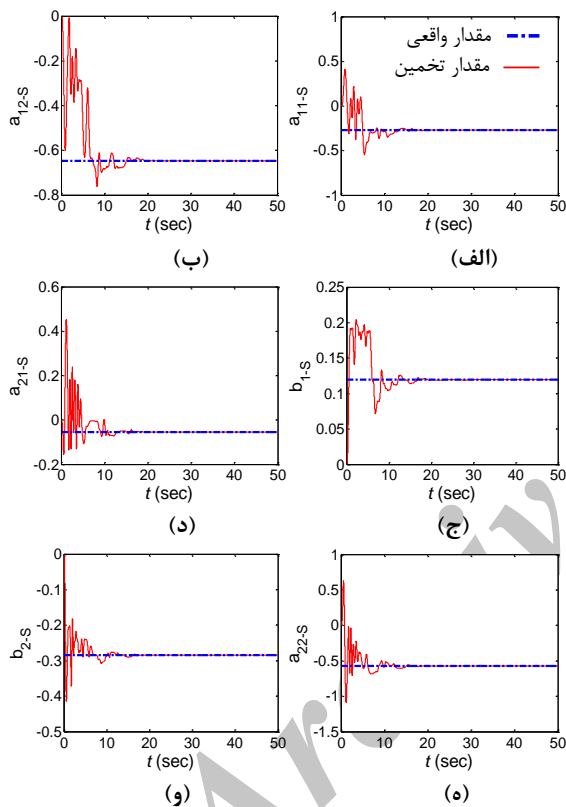
انتخاب گردید. همچنین در رابطه (۷)، ماتریس  $A_m$  بصورت  $A_m = \text{diag}(-1) \in \mathcal{R}^{3 \times 3}$  انتخاب گردید.



بر اساس روابط (۸) و (۹)، قوانین تطبیق برای تخمین پارامترهای مجهول زیرسیستم طولی به صورت

$$\begin{aligned}\hat{a}_{11-D} &= \gamma_{A_{11-D}}(x_1 - \hat{x}_1)x_1 \\ \hat{a}_{12-D} &= \gamma_{A_{12-D}}(x_1 - \hat{x}_1)x_2 \\ \hat{b}_{1-D} &= \gamma_{B_{1-D}}(x_1 - \hat{x}_1)u_{1-D}\end{aligned}\quad (27)$$

به دست می‌آیند، که در آن‌ها پارامترهای  $\gamma_{A-D}$ ،  $\gamma_{B-D}$  نیز ضرایب ثابتی هستند که همانند زیرسیستم عرضی در بخش قبل، به کمک الگوریتم بهینه سازی PSO مبتنی بر مینیمم سازی تابع هدف رابطه (۲۲)، یافت می‌شوند.



شکل (۳) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم عرضی AUV توسط شناساگر وفقی پارامتر (الف)  $a_{11-s}$ ، (ب)  $a_{12-s}$ ، (ج)  $b_{1-s}$ ، (د)  $a_{21-s}$ ، (ه)  $a_{22-s}$ ، (و)  $b_{2-s}$ .

در نهایت با استفاده از روش شناسایی پیشنهادی، پارامترهای نامعلوم در ساختار رابطه (۱۹) برای زیرسیستم عرضی، بر اساس نتایج شکل (۳) در مدت زمانی کمتر از ۲۰ ثانیه تخمین زده می‌شوند و به مقادیر واقعی خود که مربوط یک نمونه شناور زیردریای خودکار NPS AUV II می‌باشد [۱۹]، [۴]، به خوبی و با دقت بالایی همگرا می‌شوند.

مقادیر تخمین زده شده نهایی برای پارامترهای نامعلوم این زیرسیستم در رابطه (۱۹)، در جدول (۲) ارائه شده است. اکنون با جایگذاری مقادیر شناسایی شده از جدول (۲) در (۱۹)، می‌توان تابع تبدیل زیرسیستم سمت را به صورت زیر استخراج نمود.

$$G_{n-s-sp}(s) = \frac{\psi(s)}{\delta_r(s)} = \frac{-0.2848s - 0.08408}{s^3 + 0.8457s^2 + 0.1206s} \quad (25)$$

با توجه به تابع تبدیل رابطه (۲۵)، سیستم دارای یک صفر  $[-0.2952]$  و سه قطب  $[0, -0.6642, -0.1815]$  می‌باشد.

۱- ب) مدل‌سازی زیرسیستم عمق توسط شناساگر وفقی پارامتر با  $N=0$ :

برای مدل‌سازی زیرسیستم عمق هم، به طریقی مشابه رویه مدل‌سازی زیرسیستم سمت رفتار می‌شود، بدین صورت که ابتدا به منظور شناسایی پارامترهای نامعلوم مدل زیرسیستم طولی AUV، با در نظر گرفتن رابطه (۳) به عنوان ساختار کنترل عمق شناور به فرم پارامتری

$$A_{p-D} = \begin{bmatrix} a_{11-D} & a_{12-D} & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -u_0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{p-D} = \begin{bmatrix} b_{1-D} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (26)$$

$$x_D = [q \ \theta \ z]^T, \quad u_D = \delta_s, \quad y_D = z$$

و ثابت فرض کردن سرعت پیشروی شناور به صورت  $u_0 = 1.832 \text{ m/s}$  [۴، ۱۹]، به کمک شناساگر وفقی پارامتر پیشنهادی به تخمین پارامترهای نامعلوم  $a_{1-D}$  و  $b_{1-D}$  در (۲۶) به عنوان هدف نهایی این بخش پرداخته می‌شود.

جدول (۲) مقادیر تخمین زده شده نهایی پارامترهای نامعلوم در زیرسیستم عرضی توسط شناساگر وفقی پارامتر.

مقادیر نامی	مقادیر تخمین زده شده	پارامترها	مقادیر نامی	مقادیر تخمین زده شده	پارامترها
۰/۵۷۳۵	۰/۵۷۳۵	$a_{22-s}$	-۰/۲۷۲۲	-۰/۲۷۲۲	$a_{11-s}$
۰/۱۱۹۲	۰/۱۱۹۲	$b_{1-s}$	-۰/۶۴۶۵	-۰/۶۴۶۵	$a_{12-s}$
-۰/۲۸۴۸	-۰/۲۸۴۸	$b_{2-s}$	-۰/۰۵۵۰	-۰/۰۵۵۰	$a_{21-s}$

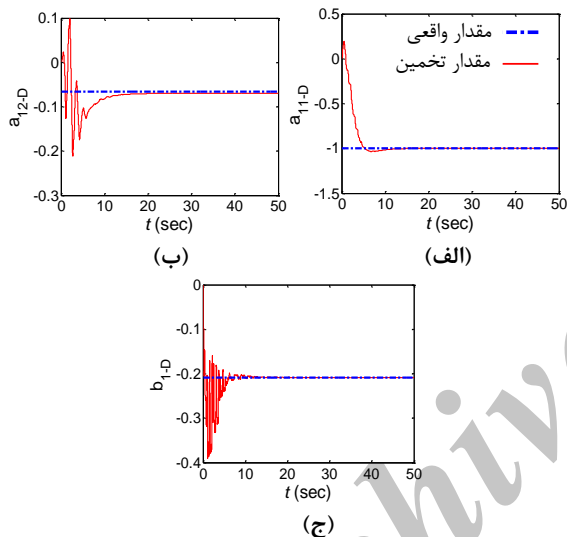
**حالت ۲: با حضور نویز در سیستم ( $N \neq 0$ ):**

اکنون روند شناسایی عناصر نامعلوم هر یک از زیرسیستم‌ها توسط شناساگر وفقی پارامتر با توجه به بلوک دیاگرام شکل (۲) و در حضور سیگنال نویز وارده به سیستم به صورت  $N(t) = 0.1 \sin 20t$  بررسی می‌گردد.

جدول (۳) مقادیر تخمین زده شده نهایی پارامترهای نامعلوم

در زیرسیستم طولی توسط شناساگر وفقی پارامتر.

پارامترها	مقادیر تخمین زده شده	مقادیر نامی
$a_{11\_D}$	-۱/۰۰۰۱	-۱/۰۰۰۳
$a_{12\_D}$	-۰/۰۶۹۱	-۰/۰۶۶۳
$b_{1\_D}$	-۰/۲۰۸۵	-۰/۲۰۸۵



شکل (۴) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم طولی AUV توسط شناساگر وفقی پارامتر (الف)  $a_{11\_D}$ ، (ب)  $a_{12\_D}$ ، (ج)  $b_{1\_D}$ .

در این حالت همانگونه که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، منظور از خطا ( $e$ )، اختلاف بین خروجی مدل پارامتری و مدل سیستم حقیقی می‌باشد با این تفاوت که این بار سیستم اصلی دارای نویز (اندازه‌گیری از طریق سنسور) در قسمت خروجی است.

**۲- الف) مدلسازی زیرسیستم سمت توسط شناساگر وفقی پارامتر با  $N \neq 0$ :**

در این حالت، نتایج شناسایی عناصر نامعلوم زیرسیستم سمت در رابطه (۱۹) توسط شناساگر وفقی پارامتر پیشنهادی، با توجه به بلوک دیاگرام کلی شکل (۲) و در حضور سیگنال نویز وارده به سیستم، در شکل (۵) ارائه شده است. مقادیر بهینه نهایی به دست آمده در این حالت برای

البته با این تفاوت که این بار به جای بردار  $\gamma_{S\_PSO}$ ، بردار  $\gamma_{D\_PSO}$  انتخاب می‌گردد که شامل بهره‌های اسکالر تطبیق برای زیرسیستم طولی به صورت (۲۸) می‌باشد.

$$\gamma_{D\_PSO} = [\gamma_{A\_11\_D}, \gamma_{A\_12\_D}, \gamma_{B\_1\_D}] \quad (28)$$

همچنین برای زیرسیستم طولی از یک سیگنال ورودی کنترلی  $u$  به صورت زیر

$$u_{i\_D}(t) = 10 \sin 16t + 5 \sin 4t \quad (29)$$

استفاده می‌شود که غنی از مرتبه ۴ است و به منظور تخمین چهار پارامتر موجود در این زیرسیستم خطی مناسب می‌باشد. براساس روابط (۶)، (۷)، (۲۶) تا (۲۹)، و در نظر گرفتن بردار  $\gamma_{D\_PSO}$  رابطه (۲۸) به‌عنوان متغیرهای الگوریتم PSO، مقادیر بهینه برای آن در فضای جستجو مبنی بر کمینه‌سازی تابع برازندگی  $J_{Total}(\gamma_{D\_PSO})$  یافت می‌گردد، و در نهایت توسط شناساگر وفقی پارامتر پیشنهادی، پارامترهای نامعلوم ساختار (۲۶) بدرستی تخمین زده می‌شود.

مقادیر بهینه نهایی بدست آمده برای عناصر بردار بهره‌های تطبیق  $\gamma_{D\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO برای زیرسیستم طولی، به صورت  $\gamma_{D\_PSO} = [15.1, 9.98, 1.01]$  می‌باشد. در شبیه‌سازی‌ها، مقادیر اولیه برای فرایند شناسایی پارامترهای مجهول زیرسیستم طولی برابر با

$$[q_0, \theta_0, z_0]^T = [0, 0, 0]^T$$

$$[a_{11\_D}, a_{12\_D}, b_{1\_D}] = [0, 0, 0]$$

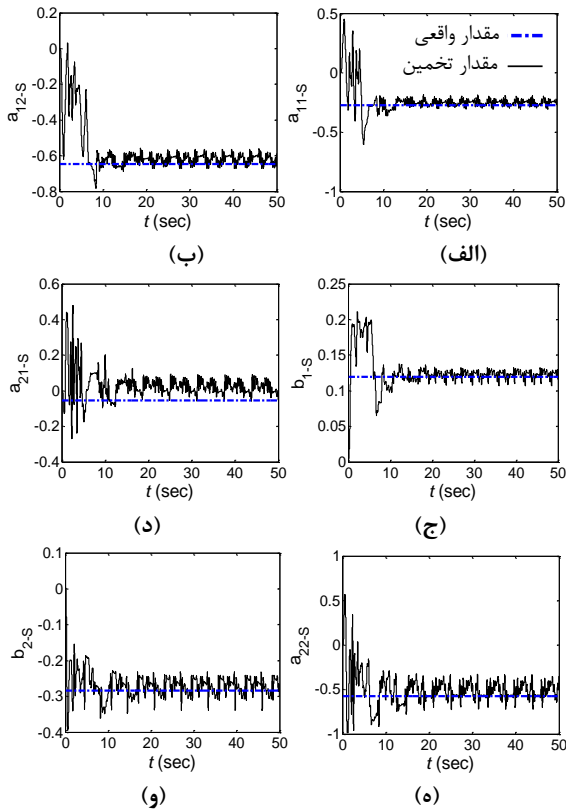
انتخاب گردید. همچنین ماتریس  $A_m$  در رابطه (۷)، به صورت  $A_m = \text{diag}(-1) \in \mathcal{R}^{3 \times 3}$  انتخاب گردید.

در نهایت با توجه به شکل (۴) می‌توان روند تخمین و همگرایی پارامترهای شناسایی شده این زیرسیستم به مقادیر واقعی آن‌ها [۴، ۱۹] را که دارای دقت همگرایی بالایی هستند را مشاهده نمود. بر اساس نتایج به دست آمده، روند همگرایی پارامترهای این زیرسیستم در مدت زمانی کمتر از ۲۰ ثانیه به طور کامل به انجام می‌رسد.

مقادیر تخمین زده شده نهایی برای پارامترهای نامعلوم زیرسیستم طولی در (۲۶)، در جدول (۳) آورده شده است. با جایگذاری مقادیر شناسایی شده موجود از جدول (۳) در (۲۶)، می‌توان تابع تبدیل زیرسیستم عمق را به صورت

$$G_{n\_D\_sp}(s) = \frac{z(s)}{\delta_s(s)} = \frac{0.3819}{s^3 + s^2 + 0.06911s} \quad (30)$$

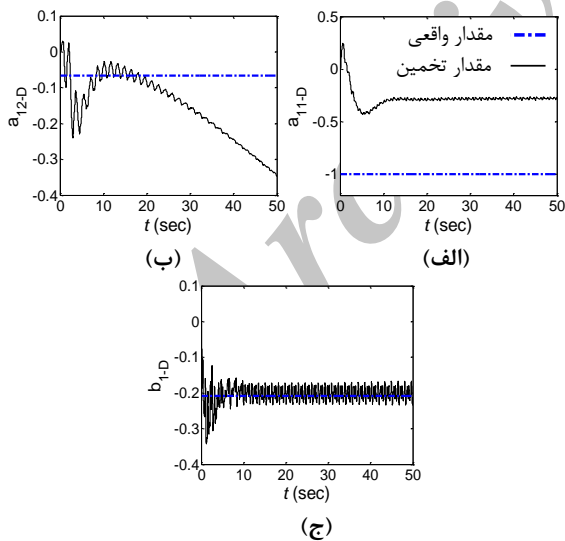
استخراج نمود. بر اساس رابطه (۳۰)، سیستم تنها دارای سه قطب  $[0, -0.19255, -0.0747]$  می‌باشد.



شکل (۵) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم عرضی AUV

در حضور نویز توسط شناساگر وقتی پارامتر (الف)  $a_{11\_s}$ ، (ب)

$a_{12\_s}$  (ج)  $b_{1\_s}$ ، (د)  $a_{21\_s}$ ، (ه)  $a_{22\_s}$ ، (و)  $b_{2\_s}$ .



شکل (۶) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم طولی AUV

در حضور نویز توسط شناساگر وقتی پارامتر (الف)  $a_{11\_D}$ ، (ب)

$a_{12\_D}$  (ج)  $b_{1\_D}$ .

۱- الف) مدلسازی زیرسیستم سمت توسط روش حداقل

مربعات خطا با  $N=0$ :

بردار  $\gamma_{S\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO، به صورت  $\gamma_{S\_PSO} = [8.4, 11.7, 0.15, 14, 13.2, 1.01]$  می‌باشد. با توجه به نتایج به دست آمده از شکل (۵) می‌توان مشاهده نمود. روند تخمین و همگرایی هر یک از پارامترهای شناسایی شده زیرسیستم به مقادیر واقعی آن‌ها در حضور سیگنال نویز وارده، دچار مشکل شده است که این نکته حاکی از ناتوان بودن شناساگر وقتی پارامتر به منظور شناسایی پارامترهای سیستم در حضور چنین نویزی می‌باشد. بایستی بیان نمود که در حضور این نویز، روند تخمین هیچ یک از شش پارامتر موجود در شکل (۵)، واگرا نشده است.

۲- ب) مدلسازی زیرسیستم عمق توسط شناساگر وقتی پارامتر با  $N \neq 0$ :

نتایج شناسایی عناصر نامعلوم زیرسیستم عمق در (۲۶)، توسط شناساگر وقتی پارامتر براساس مقادیر بهینه نهایی به دست آمده برای بردار  $\gamma_{S\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO، به صورت  $\gamma_{D\_PSO} = [13.5, 18, 0.75]$ ، و با توجه به بلوک دیاگرام کلی شکل (۲) و در حضور سیگنال نویز وارده به سیستم، در شکل (۶) نشان داده شده است. بر اساس نتایج بدست آمده از شکل (۶) مشاهده می‌شود که عملکرد شناساگر وقتی پارامتر در تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم در حضور سیگنال نویز وارده، قابل قبول نبوده است، به گونه‌ای که در روند شناسایی پارامترهای نامعلوم این زیرسیستم، یک نمونه واگرایی در تخمین مقدار و همچنین بایاس دار شدن مقدار تخمین پارامتر مورد نظر بوجود آمده است.

۴-۲ نتایج اعمال شناساگر حداقل مربعات خطا

#### مبتنی بر PSO

در این بخش نتایج اعمال شناساگر حداقل مربعات به زیرسیستم‌ها در دو حالت زیر بطور جداگانه ارائه می‌گردد. همانگونه که بیان گردید، این الگوریتم بخصوص در مواردی که سیستم نسبت به پارامترها خطی باشد، بسیار کارآمد بوده، لذا حجم محاسبات لازم جهت شناسایی کاهش یافته و عمل شناسایی با سرعت بالایی صورت می‌پذیرد.

حالت ۱: بدون حضور نویز در سیستم ( $N=0$ ):

حال شناسایی عناصر نامعلوم زیرسیستم‌ها با روش حداقل مربعات خطا در غیاب نویز خارجی ( $N$ ) بررسی می‌گردد.

بنابراین می توان با استفاده از روابط (۱۵) تا (۱۷)، به ترتیب تخمین نهایی پارامترهای مجهول زیرسیستم، خطای تخمین و ماتریس کواریانس خطای تخمین در زمان  $t$  را بروز رسانی و به دست می آورد. بر این اساس هدف نهایی مسأله شناسایی پارامترهای زیرسیستم عرضی توسط شناساگر حداقل مربعات خطا، محقق می گردد.

در شبیه سازی ها، شرایط اولیه مربوط حالات سیستم و بردار پارامترهای مجهول زیرسیستم عرضی بصورت زیر انتخاب گردیده است.

$$[v_0, r_0, \psi_0]^T = [0, 0, 0]^T$$

$$\theta = [a_{1_s}, a_{12_s}, a_{21_s}, a_{22_s}, b_{1_s}, b_{2_s}]^T = [0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$$

سرنجام براساس مقادیر بهینه نهایی به دست آمده برای عناصر بردار  $\beta_{s\_PSO}$  وسط الگوریتم PSO، به صورت  $\beta_{s\_PSO} = [67.9, 100, 98.3, 9]$ ، و همچنین نتایج تخمین ارائه شده برای زیرسیستم عرضی در شکل (۷)، با استفاده از شناساگر پیشنهادی پارامترهای نامعلوم در ساختار (۱۹) در مدت زمانی کمتر از ۳ ثانیه به طور کامل تخمین زده می شوند و به مقادیر واقعی خود  $[4, 19]$ ، با سرعت بسیار بالا و کمترین نوسان همگرا می شوند. مقادیر تخمین زده شده نهایی برای پارامترهای نامعلوم این زیرسیستم در رابطه (۱۹)، در جدول (۴) ارائه شده است.

می توان با جایگذاری مقادیر تخمین زده شده از جدول (۴) در (۱۹)، تابع تبدیل زیرسیستم سمت را به صورت

$$G_{n\_s\_ls}(s) = \frac{\psi(s)}{\delta_r(s)} = \frac{-0.285s - 0.08415}{s^3 + 0.8461s^2 + 0.1207s} \quad (38)$$

استخراج نمود. بر اساس تابع تبدیل رابطه (۳۸)، سیستم دارای یک صفر  $[-0.2953]$  و سه قطب  $[0, -0.6646, -0.1815]$  می باشد.

۱- ب) مدلسازی زیرسیستم عمق توسط روش حداقل مربعات خطا با  $N=0$ :

به منظور مدلسازی زیرسیستم عمق توسط روش حداقل مربعات خطا و بر اساس معادلات دینامیکی پارامتری این زیرسیستم در (۲۶)، مشاهده می شود که پارامترهای لازم برای شناسایی فقط در سطر اول معادلات دینامیکی این زیرسیستم ظاهر شده اند. این معادله به صورت

$$\dot{q}(t) = [a_{11_D}]q(t) + [a_{12_D}]\theta(t) + [b_{1_D}]\delta_s(t) \quad (39)$$

بیان شده است، که با فرض بردار متغیرهای رگرسیون سیستم (۴۰) و بردار پارامترهای مجهول (۴۱)، برابراند با

$$\varphi_D^T(t) = [x_{1_D}(t), x_{2_D}(t), u_D(t)] \quad (40)$$

با توجه به معادلات دینامیکی پارامتری زیرسیستم سمت در رابطه (۱۹)، مشاهده می شود که پارامترهایی که بایستی شناسایی شوند فقط در دو سطر اول معادلات دینامیکی سیستم ظاهر شده اند. این دو معادله به صورت رابطه

$$\begin{bmatrix} \dot{v}(t) \\ \dot{r}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11_s} & a_{12_s} & 0 \\ a_{21_s} & a_{22_s} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(t) \\ r(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{1_s} \\ b_{2_s} \end{bmatrix} \delta_s(t) \quad (31)$$

بیان شده اند، که با فرض بردار متغیرهای رگرسیون سیستم (۳۲) و همچنین بردار پارامترهای مجهول (۳۳)، برابراند با

$$\varphi_s^T(t) = [x_{1_s}(t), x_{2_s}(t), u_s(t)] \quad (32)$$

$$\theta_s = [a_{11_s}, a_{12_s}, a_{21_s}, a_{22_s}, b_{1_s}, b_{2_s}]^T \quad (33)$$

اکنون می توان بر این اساس، معادلات (۳۱) را به صورت رابطه (۱۰) به فرم (۳۴) در نظر گرفت.

$$\begin{bmatrix} \dot{v}(t) \\ \dot{r}(t) \end{bmatrix} = \varphi_s^T(t) \theta_s \quad (34)$$

همانطور که از (۳۴) مشاهده می شود، سیستم نسبت به پارامترها خطی می باشد بنابراین با فرض رابطه زیر

$$y_s(t) = \begin{bmatrix} \dot{v}(t) \\ \dot{r}(t) \end{bmatrix} \quad (35)$$

در نهایت می توان معادلات (۳۱) را به صورت (۱۰) به عنوان فرم کلاسیک یک سیستم با ساختار خطی نسبت به پارامترها در نظر گرفت.

به منظور مقایسه عملکرد هر یک از دو روش شناساگر تحت بررسی در این مقاله، و برای پیشبرد رویه شناسایی و اعمال به سیستم مورد نظر، در این قسمت نیز برای زیرسیستم عرضی، از یک سیگنال ورودی کنترلی  $u$  به صورت رابطه (۲۴) استفاده می شود.

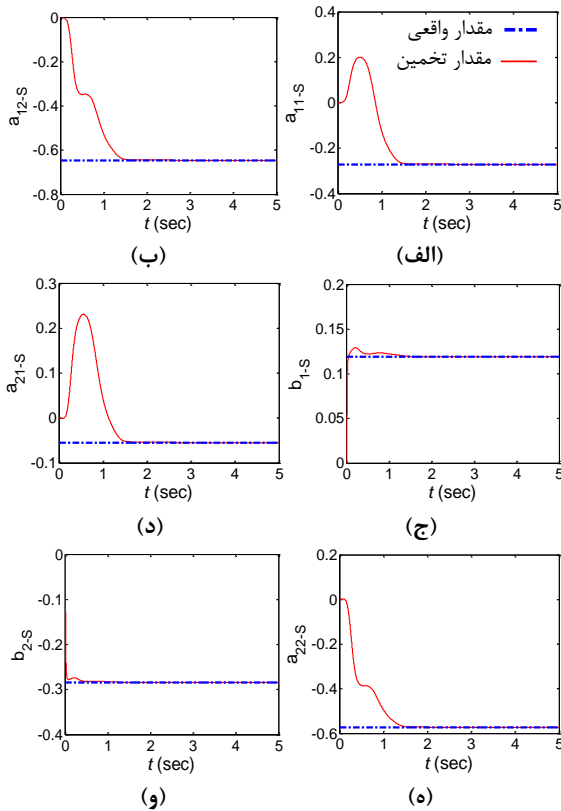
در این بخش نیز جهت بهبود عملکرد این شناساگر توسط الگوریتم PSO، ابتدا ماتریس مقادیر شرایط اولیه کواریانس خطای تخمین به فرم

$$P(0) = \begin{bmatrix} P_{01} & 0 & 0 \\ 0 & P_{02} & 0 \\ 0 & 0 & P_{03} \end{bmatrix} \quad (36)$$

و همچنین پارامتر ضریب فراموشی به صورت  $\alpha = \alpha_{PSO}$  در نظر گرفته می شود. سپس براساس تعریف بردار

$$\beta_{s\_PSO} = [P_{01} \ P_{02} \ P_{03} \ \alpha_{PSO}] \quad (37)$$

برای زیرسیستم عرضی به عنوان متغیرهای الگوریتم PSO، در حین عملکرد شناساگر، مقادیر بهینه برای این چهار پارامتر در فضای جستجو مبنی بر حداقل سازی تابع هدف پیشنهادی (۲۲) بصورت  $h_{Total}(\beta_{s\_PSO})$  تعیین می گردد.



شکل (۷) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم عرضی AUV

توسط شناساگر LS (الف)  $a_{11\_S}$ ، (ب)  $a_{12\_S}$ ، (ج)  $b_{1\_S}$ ، (د) $a_{21\_S}$ ، (ه)  $a_{22\_S}$ ، (و)  $b_{2\_S}$ 

جدول (۴) مقادیر تخمین زده شده نهایی پارامترهای نامعلوم در زیرسیستم عرضی توسط شناساگر LS

پارامترها	مقادیر تخمین زده شده	مقادیر نامی	پارامترها	مقادیر تخمین زده شده	مقادیر نامی
$a_{11\_S}$	-۰/۲۷۲۳	-۰/۲۷۲۲	$a_{22\_S}$	-۰/۵۷۳۸	۰/۵۷۳۵
$a_{12\_S}$	-۰/۶۴۷۰	-۰/۶۴۶۵	$b_{1\_S}$	۰/۱۱۹۰	۰/۱۱۹۲
$a_{21\_S}$	-۰/۰۵۵۰	-۰/۰۵۵۰	$b_{2\_S}$	-۰/۲۸۵۰	-۰/۲۸۴۸

پارامترها در مدت زمانی کمتر از ۲ ثانیه به طور کامل به انجام می‌رسد. مقادیر تخمین زده شده نهایی برای پارامترهای نامعلوم زیرسیستم طولی در رابطه (۲۶)، در جدول (۵) آورده شده است.

در این بخش نیز می‌توان با جایگذاری مقادیر شناسایی شده موجود از جدول (۵) در (۲۶)، تابع تبدیل زیرسیستم عمق را به صورت (۴۴) استخراج نمود.

با توجه به رابطه (۴۴)، سیستم تنها دارای سه قطب  $[0, -۰/۰۷۱۴, -۰/۹۲۹۹]$  می‌باشد.

$$\theta_D = [a_{11\_D}, a_{12\_D}, b_{1\_D}]^T \quad (41)$$

می‌توان بر این اساس معادله (۳۹) را بصورت (۱۰) به فرم

$$\dot{q}(t) = \varphi^T_D(t) \theta_D \quad (42)$$

در نظر گرفت. همچنین از (۴۲) مشاهده می‌شود، سیستم نسبت به پارامترها خطی می‌باشد از این رو با فرض

$$y_D(t) = \dot{q}(t) \quad (43)$$

در نهایت می‌توان معادله (۳۹) را به صورت رابطه (۱۰) به عنوان فرم کلاسیک یک سیستم با ساختار خطی نسبت به پارامترها در نظر گرفت.

در این زیرسیستم نیز برای مقایسه عملکرد هر یک از دو روش کلی شناساگر تحت بررسی، از یک سیگنال ورودی کنترلی " به صورت رابطه (۲۹) استفاده می‌شود. اکنون می‌توان با در نظر گرفتن تابع هدف پیشنهادی (۲۲) برای زیرسیستم طولی به صورت  $h_{Total}(\beta_{D\_PSO})$  با شناساگر با استفاده از روابط (۱۵) تا (۱۷)، به ترتیب تخمین نهایی پارامترهای مجهول زیرسیستم طولی، خطای تخمین و ماتریس کواریانس خطای تخمین در زمان  $t$  را بروز رسانی و به دست می‌آورد.

در شبیه سازی‌های این بخش، شرایط اولیه مربوط به بردار پارامترهای مجهول در زیرسیستم طولی و همچنین حالات سیستم به ترتیب به صورت زیر انتخاب گردیده است.

$$[q_0, \theta_0, z_0]^T = [0, 0, 0]^T$$

$$\theta = [a_{11\_D}, a_{12\_D}, b_{1\_D}]^T = [0, 0, 0]^T$$

بر اساس مقادیر بهینه نهایی به دست آمده برای عناصر بردار  $\beta_{D\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO برای زیرسیستم طولی، به صورت

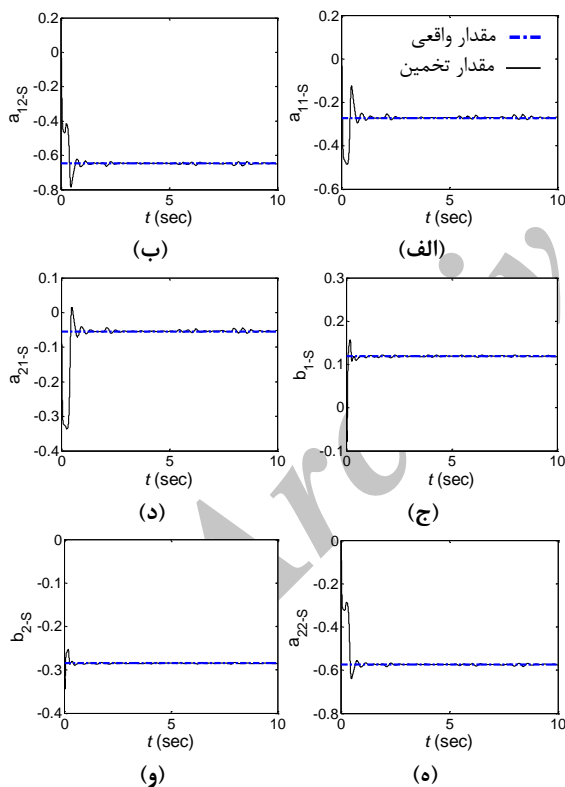
$$\beta_{D\_PSO} = [98, 34.8, 100, 4]$$

و همچنین نتایج تخمین ارائه شده در شکل (۸)، الگوریتم تخمین پیشنهادی سبب همگرایی دقیق با سرعت بسیار بالا با کمترین نوسان برای ضرایب نامعلوم زیرسیستم مورد نظر به سمت مقادیر واقعی [۴، ۱۹] شده است. بر این اساس روند همگرایی

زیرسیستم به مقادیر واقعی، با عملکرد مطلوبی به انجام می‌رسد و به نوعی این شناساگر تحت تاثیر چندانی از نویز وارده به سیستم قرار نگرفته است، که این نکته حاکی از صحت عملکرد شناساگر حداقل مربعات خطا برای شناسایی پارامترهای سیستم در حضور نویز می‌باشد.

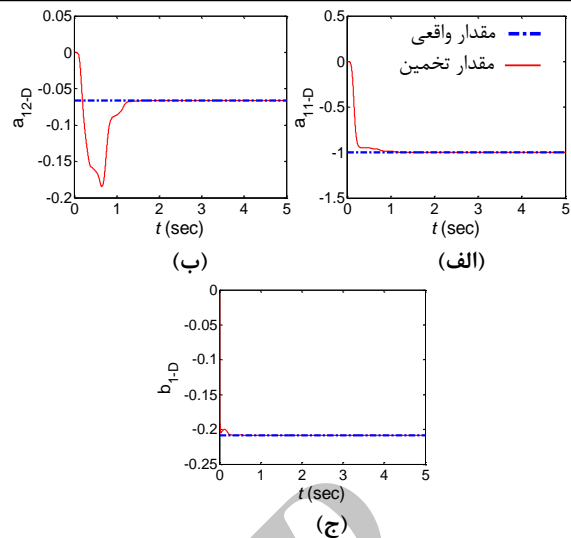
۲- مدلسازی زیرسیستم عمق توسط روش حداقل مربعات خطا با  $N \neq 0$ :

با اعمال سیگنال نویز  $N(t)$  به زیرسیستم عمق مطابق بلوک دیاگرام شکل (۲)، و بکارگیری شناساگر حداقل مربعات خطا، می‌توان نتایج شناسایی عناصر نامعلوم این زیرسیستم در (۲۶) را بر اساس مقادیر بهینه نهایی به دست آمده برای بردار  $\beta_{D\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO، در شکل (۱۰) به صورت  $\beta_{D\_PSO} = [100, 79.4, 87.1, 10]$  مشاهده نمود.



شکل (۹) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم عرضی AUV در حضور نویز توسط شناساگر LS (الف)  $a_{11\_S}$ ، (ب)  $a_{12\_S}$ ، (ج)  $b_{1\_S}$ ، (د)  $a_{21\_S}$ ، (ه)  $a_{22\_S}$ ، (و)  $b_{2\_S}$

براساس نتایج شکل (۱۰)، شناساگر حداقل مربعات خطا توانسته است عمل تخمین پارامترهای نامعلوم این



شکل (۸) تخمین پارامترهای نامعلوم زیرسیستم طولی AUV توسط شناساگر LS، (الف)  $a_{11\_D}$ ، (ب)  $a_{12\_D}$ ، (ج)  $b_{1\_D}$

جدول (۵) مقادیر تخمین زده شده نهایی پارامترهای نامعلوم در زیرسیستم طولی توسط شناساگر LS

پارامترها	مقادیر تخمین زده شده	مقادیر نامی
$a_{11\_D}$	-۱/۰۰۱۲	-۱/۰۰۰۳
$a_{12\_D}$	-۰/۰۶۶۴	-۰/۰۶۶۳
$b_{1\_D}$	-۰/۲۰۸۷	-۰/۲۰۸۵

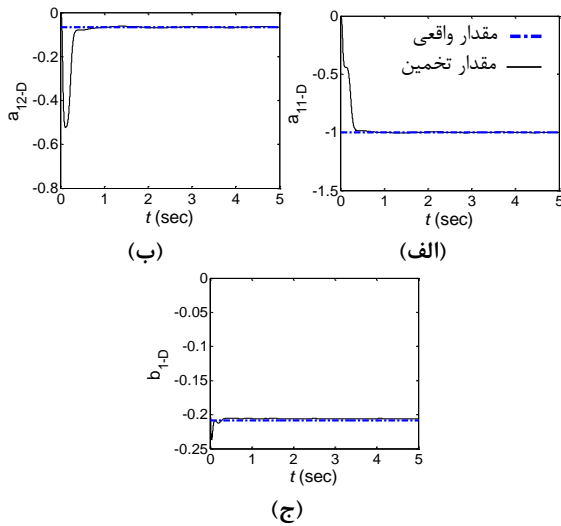
حالت ۲: با حضور نویز در سیستم ( $N \neq 0$ ):

در این حالت نیز مشابه وضعیت بوجود آمده برای شناساگر وفقی پارامتر، روند شناسایی عناصر نامعلوم زیرسیستم‌های طولی و عرضی توسط روش حداقل مربعات با توجه به بلوک دیاگرام شکل ۲ و در حضور سیگنال نویز وارده به سیستم به صورت  $N(t) = 0.1 \sin 20t$ ، بررسی می‌گردد.

۲- الف) مدلسازی زیرسیستم سمت توسط روش حداقل مربعات خطا با  $N \neq 0$ :

در این حالت نیز، با توجه به مقادیر بهینه نهایی به دست آمده برای بردار  $\beta_{S\_PSO}$  توسط الگوریتم PSO، به صورت کلی شکل ۲ و اعمال سیگنال نویز به سیستم، می‌توان نتایج حاصل از شناسایی عناصر نامعلوم زیرسیستم سمت در رابطه (۱۹) توسط شناساگر حداقل مربعات خطا را در شکل (۹) مشاهده نمود. براساس نتایج به دست آمده از شکل (۹)، مشاهده می‌شود که در حضور سیگنال نویز وارده به سیستم نیز همگرایی هر یک از پارامترهای شناسایی شده این

شناساگر LS در حالت بدون نویز با سرعت بسیار بالا و همگرایی دقیق، و در حالت با نویز نیز بدون هیچگونه واگرایی، با دقت و سرعت مطلوبی با کمترین نوسانات ممکن با تاثیرپذیری بسیار ناچیز در مقایسه با شناساگر وفقی پارامتر، قابل قبول بوده است و دارای برتری چشمگیری در هر دو حالت بررسی شده، می‌باشد.



شکل (۱۰) تخمین پارامترهای نامعلوم مدل زیرسیستم طولی AUV در حضور نویز توسط شناساگر LS (الف)  $a_{11\_D}$ ، (ب)  $a_{12\_D}$ ، (ج)  $b_{1\_D}$

زیرسیستم در حضور سیگنال نویز را بخوبی و با سرعت بسیار بالا و تاثیری پذیری بسیار کمی از سیگنال نویز، به صورت قابل قبولی به انجام برساند.

#### ۴-۳- مقایسه عملکرد شناساگرهای تحت بررسی

در این بخش می‌توان براساس نتایج ارائه شده در بخش ۴-۱ و ۴-۲، با تعریف عبارات  $\tilde{a} = \hat{a} - a$  و  $\tilde{b} = \hat{b} - b$  به ترتیب به عنوان خطای تخمین پارامترهای نامعلوم  $a$  و  $b$  میزان نرم ۲ خطای تخمین پارامترهای شناسایی شده زیرسیستم‌های سمت و عمق توسط دو شناساگر پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم PSO را در دو حالت بدون نویز و با نویز مطابق نتایج ارائه شده در جداول (۶) و (۷) به دست آورد. براساس نتایج جداول (۶) و (۷)، میزان نرم ۲ خطای تخمین هر یک از پارامترها و همچنین میانگین آن‌ها، برای شناساگر LS در مقایسه با شناساگر وفقی پارامتر در هر دو حالت بدون نویز و با نویز بسیار کمتر می‌باشد که این موضوع مبین دقت مطلوب، همگرایی دقیق، و همچنین عدم تاثیر پذیری نویز اندازه‌گیری در فرآیند تخمین پارامترها است. همچنین، با مقایسه نتایج جداول (۲) تا (۷) و شکل‌های (۳) تا (۱۰)، می‌توان نتیجه گرفت عملکرد تخمین توسط

جدول (۶) مقادیر بدست آمده نرم ۲ خطای تخمین پارامترهای زیرسیستم‌های سمت و عمق توسط شناساگرها در عدم حضور نویز.

میانگین نرم ۲ خطای تخمین پارامترها	$\ \tilde{b}_{2\_S}\ _2$	$\ \tilde{b}_{1\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{22\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{21\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{12\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{11\_S}\ _2$	خطای تخمین پارامتر:	
							شناساگر $\mathcal{K}$	مقیاسی پارامتر
۱۸/۳۲۳۱	۵/۹۴۹۱	۵/۳۷۵۴	۳۰/۶۴۹۴	۱۳/۳۵۳۷	۲۹/۸۱۲۰	۲۴/۷۹۹۴	۱۱/۷۲۶۳	زیرسیستم سمت
۷/۱۱۲۸	۰/۹۳۵۵	۰/۴۱۶۹	۱۰/۳۹۵۰	۶/۴۹۷۱	۱۲/۷۰۷۵	۱۱/۷۲۶۳	۱۱/۷۲۶۳	حدافل مربعات خطا
میانگین نرم ۲ خطای تخمین پارامترها				$\ \tilde{b}_{1\_D}\ _2$	$\ \tilde{a}_{12\_D}\ _2$	$\ \tilde{a}_{11\_D}\ _2$	خطای تخمین پارامتر:	
							شناساگر $\mathcal{K}$	مقیاسی پارامتر
۱۹/۷۹۷۳				۶/۳۸۷۰	۶/۳۱۷۸	۴۶/۶۸۷۰	۱۱/۹۹۶۱	زیرسیستم عمق
۴/۹۰۶۵				۰/۳۷۱۵	۲/۳۵۲۰	۱۱/۹۹۶۱	۱۱/۹۹۶۱	حدافل مربعات خطا

جدول (۷) مقادیر بدست آمده نرم ۲ خطای تخمین پارامترهای زیرسیستم‌های سمت و عمق توسط شناساگرها در حالت حضور نویز.

میانگین نرم ۲ خطای تخمین پارامترها	$\ \tilde{b}_{2\_S}\ _2$	$\ \tilde{b}_{1\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{22\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{21\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{12\_S}\ _2$	$\ \tilde{a}_{11\_S}\ _2$	خطای تخمین پارامتر:	
							شناساگر $\mathcal{K}$	مقیاسی پارامتر
۲۳/۶۸۹۶	۸/۶۹۰۸	۵/۷۰۰۵	۴۲/۸۰۲۲	۲۴/۶۰۱۵	۳۳/۰۹۰۳	۲۷/۲۵۲۲	۲۷/۲۵۲۲	زیرسیستم سمت
۳/۸۳۶۵	۰/۹۵۵۰	۱/۲۵۵۱	۵/۹۵۶۶	۴/۹۹۴۳	۵/۷۶۷۵	۴/۰۹۰۶	۴/۰۹۰۶	حدافل مربعات خطا
میانگین نرم ۲ خطای تخمین پارامترها				$\ \tilde{b}_{1\_D}\ _2$	$\ \tilde{a}_{12\_D}\ _2$	$\ \tilde{a}_{11\_D}\ _2$	خطای تخمین پارامتر:	
							شناساگر $\mathcal{K}$	مقیاسی پارامتر
۶۵/۷۷۱۸				۶/۲۶۱۹	۲۸/۳۶۲۰	۱۶۲/۶۹۱۶	۱۰/۱۸۴۶	زیرسیستم عمق
۵/۳۸۹۳				۰/۴۶۱۹	۵/۵۲۱۳	۱۰/۱۸۴۶	۱۰/۱۸۴۶	حدافل مربعات خطا

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله دو راهبرد شناسایی سیستم به منظور تخمین پارامتر و مدلسازی دو زیرسیستم خطی AUV در صفحات افقی و عمودی طراحی و مورد بررسی قرار گرفت. به منظور بهبود عملکرد تخمین شناساگرها از جمله افزایش سرعت همگرایی پارامترها و همچنین اجتناب از مسأله ناپایداری و واگرایی مقادیر تخمین، در دو روش شناسایی پیشنهادی از الگوریتم بهینه سازی PSO به عنوان یک راهکار جایگزین برای روش‌های متداول مبتنی بر سعی و خطا، برای تنظیم ضرایب طراحی شناساگرها استفاده شد.

براساس نتایج به دست آمده از مقایسه مقادیر تخمین با مقادیر نامی پارامترها و همچنین میزان نرم ۲ خطای تخمین هر یک از پارامترهای شناسایی شده، مشخص گردید که راهبرد شناسایی مبتنی بر حداقل مربعات خطا دارای توانایی‌های چشمگیری از جمله دقت و سرعت همگرایی بالا و دارا بودن خواص مقاوم در مقایسه با شناساگر وقتی پارامتر، در تخمین و مدلسازی زیرسیستم‌ها براساس داده‌های اندازه‌گیری سیستم در دو حالت بدون نویز و آغشته به نویز، می‌باشد. می‌توان نتیجه گرفت روش LS ارائه شده در این مقاله به عنوان ابزاری مناسب و کم هزینه قابلیت اعمال به دسته وسیعی از شناورهای زیردریایی را دارا است و می‌توان در زمینه شناسایی مقاوم، و نیز بکارگیری در طراحی کنترل کننده‌های مقاوم حرکت مبتنی بر مدل، به منظور رفع برخی محدودیت‌های روش‌های عملی و تجربی از آن بهره جست.

## ۶- منابع

- International Symposium on Underwater Technology, pp. 419-424, 2000.
- [6] Bae, J. Y., Sohn, K. H., "A study on Maneuvring Motion Characteristics of Manta-type Unmanned Undersea Vehicle", Journal of the Society of Naval Architects of Korea, Vol. 46, No. 2, pp. 114-126, 2009.
- [7] Fossen, T. I., "Marine control systems". Marine Cybernetics, 2002.
- [8] Avila, J. P. J., Donha, D. C., Adamowski, J. C., "Experimental Model Identification of Open-Frame Underwater Vehicles", IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 60, pp. 81-94, 2013.
- [9] Hong, E. Y., Meng, T. K., Chitre, M., "Online System Identification of the Dynamics of an Autonomous Underwater Vehicle", IEEE International Underwater Technology Symposium (UT), pp. 1-10, 2013.
- [10] Cutipa Luque, J. C., Donha, D. C., "Auv Identification and Robust Control", 18th IFAC World Congress. Vol. 18. No. 1. 2011.
- [11] Xu, F., Zou, Z. J., Yin, J. C., Cao, J., "Identification Modeling of Underwater Vehicles", Nonlinear Dynamics based on Support Vector Machines", IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 67, pp. 68-76, 2013.
- [12] Hasanein, O., Srenatha, G., Ray, T., "Improved Fuzzy Neural Modeling for Underwater Vehicles", International Journal of World Academy of Science", Engineering and Technology, Vol. 71, pp. 1208-1215, 2012.
- [13] Yu, J., Zhang, A., Wan, X., "Development in Identification of Underwater Vehicles", Center for Underwater Vehicles Research, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2003.
- [۱۴] کراری، مهدی؛ شناسایی سیستم، چاپ چهارم، ۱۳۸۸، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران).
- [15] Prester, T., "Verification of a Six-Degree of Freedom Simulation Model for the REMUS Autonomous Underwater Vehicle", M.Sc. in Ocean Eng. and M.Sc. in Mechanical Eng. Massachusetts Institute of Technology (M.I.T) & the Woods Hole Oceanographic Institute, 2001.
- [16] Ioannou, P. A., Sun, J., "Robust Adaptive Control". Prentice Hall PTR, 1995.
- [17] Åström, K.J., Wittenmark, B., "Adaptive Control". Prentice Hall, second edition, 1994.
- [18] Elbeltagi, E., Hegazy, T., Grierson, D., "Comparison among Five Evolutionary-Based Optimization Algorithms". Journal of Advanced Engineering Informatics, Vol. 19, No. 1, pp. 43-53, 2005.
- [19] Healey, A. J., Lienard, D., "Multivariable Sliding Mode Control for Autonomous Diving and Steering of Unmanned Underwater Vehicles". IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 18, No. 3, pp. 327-339, 1993.
- [1] Koofgar, H. R., "Adaptive Control of Underwater Vehicles with Unknown Model Parameters and Unstructured Uncertainties", SICE Annual Conference, pp. 192-196, 2012.
- [2] Burlutskiy, N., Touahmi, Y., Lee, B. H., "Power Efficient Formation Configuration for Centralized Leader-Follower AUVs Control", Journal of Marine Science and Technology, Vol. 17, No. 3, pp. 315-329, 2012.
- [3] Fischer, N., Hughes, D., Walters, P., Schwartz, E. M., Dixon, W.E., "Nonlinear Rise-Based Control of an Autonomous Underwater Vehicle", IEEE Transactions on Robotics, Vol. 30, No. 4, pp. 845-852, 2014.
- [4] Fossen, T.I., "Guidance and Control of Ocean Vehicles", John Wiley and Sons Ltd, First edition, 1994.
- [5] Pereira, J., Duncan, A., "System Identification of Underwater Vehicles", Proceedings of the