

تشخیص خطای حسگر در یک کلاس از سیستم‌های غیر خطی با استفاده از فیلتر مودل - کالمن

Fatemeh Honarmand Shazilehei, Naser Pariz and Mohammad B. Naghibi*

Sistani

چکیده - فیلتر کالمن و انواع مختلف آن معمولا به عنوان روش‌های بهینه برای تشخیص خطا در انواع مختلف اجزای سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این مقاله، یک نوع جدید از فیلترهای مذکور، به نام فیلتر کالمن مودها، به منظور تخمین حالت سیستم‌های غیر خطی، برای اهداف تشخیص خطای حسگر در یک کلاس از سیستم‌های خاص غیر خطی توسعه یافته و مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش، بر خلاف فیلتر کالمن توسعه یافته، که تنها از عبارت خطی بسط تیلور استفاده می‌کند، عبارات مرتبه بالاتر را حفظ می‌کند؛ در نتیجه خطای تخمین کاهش می‌یابد. کارایی و اثربخشی این روش، و برتری آن بر فیلتر کالمن، از نظر دقت و سرعت عمل تشخیص خطای حسگر، نیز با نتایج شبیه‌سازی تایید می‌شوند.

کلمات کلیدی: فیلتر کالمن؛ فیلتر کالمن مودال؛ تخمین وضعیت؛ تشخیص خطای حسگر؛ سیستم‌های غیر خطی

۱. مقدمه

نیاز رو به رشد به عملکرد ایمن، بهینه و کارآمد بسیاری از سیستم‌های صنعتی پیچیده و گران قیمت یکی از محرک‌های اصلی برای یافتن بهترین راه حل برای تشخیص خطا و شناسایی در چنین سیستم‌هایی است. وقوع خطا اجتناب ناپذیر است. از این رو، یک روش سریع و قابل اعتماد تشخیص خطا به منظور جلوگیری از وقوع حادثه، یک نیاز اساسی است. با توجه به روش‌های تشخیص خطا مورد استفاده، دو دسته کلی را می‌توان شناسایی کرد: روش‌های دیتادریون و روش‌های مبتنی بر مدل. روش‌های برگرفته از داده، از اطلاعات جمع‌آوری شده از سیستم برای اهداف تشخیص خطا استفاده می‌کنند. این روش‌ها عمدتاً بر داده‌های واقعی یا تاریخی تکیه دارند و از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، داده‌های فرآیند آماری یا متشکل از سیستم‌های خبره استفاده می‌کنند. مزیت اصلی این روش‌ها این است که هیچ مدل دقیقی از سیستم مورد نیاز نیست و آن‌ها با موفقیت برای اهداف تشخیص خطا به کار گرفته شده‌اند [۱]. با این حال، استفاده از جریان داده‌های ثبت شده برای تشخیص خطا نیاز به یک پایگاه داده بزرگ دارد و تلاش زیاد محاسباتی این روش‌ها را برای کاربردهای آنلاین غیر عملی می‌سازد.

از سوی دیگر، روش‌های مبتنی بر مدل فرض می‌کنند که مدل دقیق سیستم و پارامترهای آن دقیقاً مشخص هستند. این روش‌ها بر اساس تفاوت بین اندازه‌گیری فرآیند و اندازه‌گیری مدل، از طریق تولید سیگنال "مانده" هستند. با ارزیابی باقیمانده ایجاد شده، وقوع خطا را می‌توان تشخیص داد [۲]. وقتی یک مدل ریاضی دقیق از سیستم در دسترس باشد، روش‌های مبتنی بر مدل در مقایسه با روش‌های مبتنی بر داده قدرتمندتر هستند و عملکرد زمان واقعی بهتری را فراهم می‌کنند. تکنیک‌های مختلف مبتنی بر مدل، مانند فضای برابری [۳]، تخمین پارامتر [۴] و تخمین حالت [۵]، در مقالات به منظور تشخیص خطا مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در میان روش‌های مبتنی بر مدل موجود که از تخمین حالت برای تولید سیگنال "مانده" استفاده می‌کنند، انواع فیلتر کالمن کاربردهای گسترده‌ای یافته‌اند.

فیلتر کالمن یک ابزار قدرتمند بوده است که تخمین حالت بهینه را برای سیستم‌های خطی با نویز گاوسی از دهه ۱۹۶۰ فراهم می‌کند [۶]. این الگوریتم شامل دو مرحله است: به روز رسانی حالت که برآورد قبلی حالت را تولید می‌کند، که شامل اطلاعات مشاهده از مرحله زمانی فعلی نیست، و به روز رسانی اندازه‌گیری که برآورد پسینی از حالت را با ترکیب جریان پیش‌بینی قبلی با اطلاعات مشاهده فعلی برای کاهش کوواریانس خطای حالت و تولید تخمین حالت پسینی فراهم می‌کند. طبیعت بازگشتی آن، آن را به یک گزینه مناسب برای اجرا تبدیل کرده است. بهینه‌سازی فیلتر کالمن خطی (LKF) برای تخمین حالت سیستم‌های خطی، سایر اصلاحات این فیلتر را تشویق می‌کند، مانند فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF)، برای تخمین حالت سیستم‌های غیر خطی. ایده اصلی EKF خطی سازی سیستم غیر خطی و سپس اعمال LKF برای به دست آوردن تخمین حالت است. این خطی سازی در هر مرحله زمانی حول آخرین حالت تخمینی رخ می‌دهد. برای غلبه بر مساله خطاهای خطی سازی، یک اصلاح دیگر از فیلتر کالمن، به نام فیلتر کالمن غیر معطر (UKF) ارائه شده است [۷]. در این الگوریتم، توزیع احتمال حالت با استفاده از مجموعه‌ای از نمونه‌ها به نام نقاط سیگما نشان داده می‌شود.

در دهه ۱۹۷۰، استفاده از این روش برای تشخیص خطا توسط مهرا و پسکون [۸] ارائه شد. از آن زمان به بعد، به طور گسترده به عنوان یک ژنراتور باقیمانده برای تشخیص خطا مورد استفاده قرار گرفته است. EKF و UKF نیز با موفقیت برای تشخیص خطای سیستم‌های غیر خطی استفاده می‌شوند [۹ - ۱۰]. نقایص می‌توانند در اجزا فرآیند، عملگرها یا حسگرها رخ دهند. در این تحقیق، تشخیص خطای حسگر با فرض عملکرد بدون نقص دیگر اجزای سیستم مورد بررسی قرار گرفته است.

حسگرها تقریباً در هر فرآیند صنعتی مورد استفاده قرار می‌گیرند و اهمیت زیادی برای اطمینان از یک عملیات ایمن و قابل اعتماد سیستم‌ها دارند. اطلاعاتی که حسگرها فراهم می‌کنند، برای داشتن یک ارزیابی دقیق از شرایط سیستم نظارت شده و انجام اقدامات مناسب در مورد هر گونه ناهنجاری ضروری است. خطاهای موجود در حسگرها می‌توانند باعث تخریب عملکرد سیستم شده و حتی سیستم کنترل را ناپایدار سازند. علاوه بر این، خروجی معیوب حسگر می‌تواند منجر به تصمیمات نادرست و تعویض اجزا شود. بنابراین، نظارت مداوم بر عملکرد حسگرها و تشخیص خطای حسگرها ضروری است و روش‌های مختلفی برای تشخیص خطاهای حسگر در سیستم‌های غیر خطی مورد استفاده قرار می‌گیرند. فیلتر کالمن و تغییرات آن، و همچنین فیلترهای بهینه شناخته شده، به طور گسترده برای تشخیص خطاهای حسگر برای سیستم‌های خطی و غیر خطی در حضور نویز اندازه‌گیری و اختلالات استفاده می‌شوند [۱۵ - ۱۷]. در این مقاله، توانایی یک اصلاح جدید KF، به نام فیلتر کالمن مودال (MK F) برای تشخیص خطای حسگرها در یک کلاس از سیستم‌های غیر خطی خاص بررسی خواهد شد.

در منابع [۱۸] و [۱۹] روشی به نام سری مودال برای بررسی و مدل‌سازی سیستم‌های غیر خطی مستقل معرفی شده است. در این روش، مدل‌سازی سیستم دقیق‌تر از خطی سازی سیستم‌های غیر خطی است. در منابع [۱۸] و [۱۹] روشی به نام سری مودال برای بررسی و مدل‌سازی سیستم‌های غیر خطی مستقل معرفی شده است. در این روش پیشنهادی، سری مودال برای تبدیل تخمین حالت یک سیستم غیر خطی به تخمین حالت با تعداد نامحدود سیستم‌های خطی استفاده می‌شود. در این روش، مدل‌سازی سیستم دقیق‌تر از خطی سازی سیستم‌های غیر خطی است. در [۲۰] این روش برای یافتن جواب معادلات دیفرانسیل غیر خطی غیر خودمختار بسط داده شده است. در [۲۱] یک شکل گسترده از سری مودال برای ارائه یک روش کنترل پیش‌بینی مدل غیر خطی استفاده شده است. فیلتر مودال کالمن در مرجع [۲۲] معرفی شده است.

در این روش، به منظور تخمین حالت‌های سیستم غیر خطی، به جای استفاده از عبارت خطی اول بسط سری تیلور، از عبارت‌های مرتبه بالاتر استفاده می‌شود. این فیلتر، براساس سری مودال، تخمین حالت یک سیستم غیر خطی را به مجموعه‌ای از تخمین حالت سیستم‌های خطی تبدیل می‌کند. از آنجا که فیلتر کالمن یک تخمین‌گر حالت بهینه و موثر

برای سیستم‌های خطی است، از آن برای تخمین حالت هر سیستم خطی در این سری استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، فیلتر کالمن بیش از یک‌بار در هر مرحله در تخمین حالت سیستم غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرد. همانطور که در ۲۲ بحث شد، خطای تخمین در این مورد بسیار کم‌تر از KF است و در اصلاح گسترده آن، خطا کم‌تر از EKF است. سهم اصلی این مقاله گسترش فرمول‌های MKF است، که در [۲۲] ارائه شده‌است، برای امکان استفاده از این فیلتر برای تخمین حالت گیاهان غیر خطی فیزیکی با ورودی‌ها، و برای استفاده از این فیلتر به منظور تشخیص خطای حسگرها در سیستم‌های غیر خطی است.

ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده‌است: فیلتر کالمن معین و فرمول‌بندی ریاضی آن در بخش ۲ معرفی شده‌است.

در بخش ۳ روش تشخیص خطای حسگر مبتنی بر MKF توضیح داده می‌شود. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی و تایید اثربخشی آن، نتایج شبیه‌سازی در بخش ۴ داده شده‌است، و عملکرد MKF در تشخیص خطای حسگر با KF و EKF مقایسه شده‌است. در نهایت، در بخش ۵ نتیجه‌گیری ارائه شده‌است.

۲. فیلتر کالمن مودال

۲.۱. فرمول‌بندی مساله:

معادله دیفرانسیل غیر خطی زیر در نظر گرفته شده‌است.

$$\dot{X}(t) = f(X(t)), \quad X(t_0) = X_0 \quad (1)$$

که در آن $X(t) \in \mathbb{R}^n, f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ و X_0 بردار حالت‌ها هستند، یک تابع هموار غیر خطی و شرایط اولیه می‌باشند. با فرض ثابت بودن نقطه کار برای سیستم غیر خطی (۱)، در [۲۳] نشان داده شده‌است که جواب سیستم غیر خطی (۱)، سری مودال X را می‌توان به صورت زیر بدست آورد:

$$X(t) = \sum_{j=0}^{\infty} s^j(t)$$

که در آن $s^j(t) \in \mathbb{R}^n, j = 1, 2, 3, \dots$ بردارهای پیوسته هستند که معادلات دیفرانسیل خطی زیر را ارضا می‌کنند:

$$\begin{aligned} \dot{s}^1(t) &= a^1 s^1(t) + \varphi^1(t) \\ \dot{s}^2(t) &= a^1 s^2(t) + \varphi^2(t) \\ \dot{s}^3(t) &= a^1 s^3(t) + \varphi^3(t) \end{aligned}$$

که در آن $a^1 = \left[\frac{\partial f}{\partial X} \right]_{X(t)=0}$ و $\varphi^j(t) \in \mathbb{R}^n, j = 1, 2, 3, \dots$ بردارهای زمان پیوسته هستند که می‌توانند همانطور که در [۲۲] توضیح داده شد محاسبه شوند. این معادلات خطی در [۲۲] برای معرفی فیلتر کالمن معین برای تخمین بردار حالت سیستم غیر خطی برای فرم کلی $\dot{X}(t) = f(X, U)$ به کار گرفته شده‌اند.

این روش در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته و به صورت زیر بسط داده خواهد شد، برای تخمین حالت سیستم‌های غیر خطی برای فرم کلی $X(t) = f(X, U)$ است. معادله دیفرانسیل غیر خطی زیر را در نظر بگیرید:

$$\dot{X}(t) = f(X(t), U(t)), \quad X(t_0) = X_0$$

در این مورد $X(t) \in \mathbb{R}^n$ و $U(t) \in \mathbb{R}^m$ به ترتیب بردارهای حالت و ورودی هستند. $f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ یک تابع هموار و بردار شرط اولیه است. با استفاده از روشی که در [۲۰] توسعه داده شده است، جواب معادله (۶) می‌تواند به صورت یک سری نامتناهی بیان شود،

$$X(t) = \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} s^{i,j}(t)$$

که در آن $s^{i,j}(t) \in \mathbb{R}^n$, $j = 0, 1, 2, 3, \dots$, $(i, j) \neq (0, 0)$ بردارهای زمان پیوسته هستند، در حالی که معادلات دیفرانسیل خطی زیر درست هستند:

$$\dot{s}^{1,0}(t) = a^{1,0}s^{1,0}(t) + \varphi^{1,0}(t)$$

$$\dot{s}^{0,1}(t) = a^{1,0}s^{0,1}(t) + \varphi^{0,1}(t)$$

$$\dot{s}^{1,1}(t) = a^{1,0}s^{1,1}(t) + \varphi^{1,1}(t)$$

در معادلات بالا $a^{1,0} = \left[\frac{\partial f}{\partial X} \right]_{X(t)=0}$ با فرض نقاط تعادل $U_e = 0$ و $\varphi^{i,j}(t) \in \mathbb{R}^n$ یک بردار زمان پیوسته است. بگذارید مولفه پارامترموم برداری که با نشان داده می‌شود به صورت زیر داده شود:

$$\varphi_p^{1,0}(t) = 0 \quad (11)$$

$$\varphi_p^{0,1}(t) = a_p^{0,1}U(t) \quad (12)$$

$$\varphi_p^{1,1}(t) = \frac{1}{2!1!} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n a_{pki}^{2,0} [s_k^{1,0}(t)s_l^{1,0}(t)] + \frac{1}{1!1!} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m a_{pki}^{1,1} [s_k^{1,0}(t)U_l(t)] \quad (13)$$

که در آن $a_p^{0,1}$ نشان دهنده ردیف پاراتورمون $a_{pkl}^{2,0}$ و $a_{pkl}^{1,1}$ به ترتیب $a^{0,1} = \left[\frac{\partial f}{\partial U} \right]_{U(t)=0}$ هستند. $s_p^{i,j}(t)$ مولفه‌های پاراتورمون بردارهای X_p, U_p و $\left[\frac{\partial^2 f_p}{\partial X_k \partial U_l} \right]_{\substack{X(t)=0 \\ U(t)=0}}$ و $\left[\frac{\partial^2 f_p}{\partial X_k \partial X_l} \right]_{X(t)=0}$ هستند. $s^{i,j}(t)$ و $X(t), U(t)$ حالت‌های اولیه به شرح زیر هستند:

$$\begin{cases} s^{1,0}(t_0) = X_0, \\ s^{i,j}(t_0) = 0, \quad (i,j) \neq (1,0) \end{cases}$$

قضیه:

معادلات غیرخطی حالت و مشاهدات زیر را در نظر بگیرید:

$$\begin{aligned} \dot{X}(t) &= f(X(t), U(t)) + w(t) \\ Y(t) &= h(X(t)) + v(t) \end{aligned}$$

که در آن $X(t), U(t)$ و f با همان ویژگی‌هایی که قبلاً برای سیستم $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^y$ معرفی شده‌اند، یک تابع نرم غیر خطی است، و به ترتیب نویزهای سفید گاوسی فرآیند و اندازه‌گیری هستند. می‌توان ثابت کرد که X که در آن:

$$O^{1,0}(t) = c^1 s^{1,0}(t) + \psi^{1,0}(t)$$

$$O^{0,1}(t) = c^1 s^{0,1}(t) + \psi^{0,1}(t)$$

$$O^{1,1}(t) = c^1 s^{1,1}(t) + \psi^{1,1}(t)$$

که در آن $c^1 = \left[\frac{\partial h}{\partial X} \right]_{X(t)=0}$ و $\psi_p^{i,j}(t) \in \mathbb{R}^y$ بردارهای زمان پیوسته هستند. اگر مولفه p th از بردارهای $\psi^{i,j}(t)$ و $h_p(X(t))$ نشان داده شوند، موارد زیر درست خواهند بود:

$$\psi_p^{1,0}(t) = h_p(t)$$

$$\psi_p^{0,1}(t) = \frac{1}{2! 1!} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n c_{pkl}^2 [s_k^{1,0}(t) s_l^{1,0}(t)]$$

$$\psi_p^{1,1}(t) = \frac{1}{2! 1!} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n c_{pkl}^2 [s_k^{0,1}(t) s_l^{1,0}(t) + s_l^{0,1}(t) s_k^{1,0}(t)]$$

$$c_{pkl}^2 = \left[\frac{\partial^2 h_p}{\partial X_k \partial X_l} \right]_{X(t)=0}$$

که در آن

اثبات :

این روش که برای اثبات قضیه مورد استفاده قرار می‌گیرد، تعمیمی از روشی است که در اثبات قضیه ۱ در [۲۲] مورد استفاده قرار گرفته‌است.

فرض کنید $h_n(X(t))$ نشان‌دهنده مولفه پاراتورمون $h(X(t))$ باشد. بسط سری تیلور $h_p(X(t))$ در مورد $X_n = 0$ را می‌توان به صورت زیر به دست آورد:

$$h_p(X(t)) = h_p(0) + c_p^1 X(t) + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n c_{pkl}^2 [X_k(t) X_l(t)] + \frac{1}{6} \sum_{r=1}^n \sum_{s=1}^n \sum_{t=1}^n c_{prst}^3 [X_r(t) X_s(t) X_t(t)] + \dots$$

$$c_p^1 = \left[\frac{\partial h_p}{\partial X} \right]_{X(t)=0}, \quad c_{pkl}^2 = \left[\frac{\partial^2 h_p}{\partial X_k \partial X_l} \right]_{X(t)=0}$$

که در آن $X_i(t)$ $i = 1, 2, \dots, n$ مولفه i ام

$$c_{prst}^3 = \left[\frac{\partial^3 h_p}{\partial X_r \partial X_s \partial X_t} \right]_{X(t)=0}$$

است.

با جایگزینی $X(t)$ از معادله (۷) در (۲۳):

$$h_p(X(t)) = h_p(0) + c_p^1 \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} s^{i,j}(t) + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n \left[c_{pkl}^2 \left(\sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} s_k^{i,j}(t) \right) \left(\sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} s_l^{i,j}(t) \right) \right] + \dots \quad (24)$$

معادله بالا می‌تواند به صورت زیر بازنویسی شود:

$$h_p(X(t)) = c_p^1 s^{1,0}(t) + \psi^{1,0}(t) + c_p^1 s^{0,1}(t) + \psi^{0,1}(t) + c_p^1 s^{1,1}(t) + \psi^{1,1}(t) + \dots \quad (25)$$

که در آن :

$$\psi_p^{1,0}(t) = h_p(0) \quad (26)$$

$$\psi_p^{0,1}(t) = \frac{1}{2! 1!} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n c_{pkl}^2(t) [s_k^{1,0}(t) s_l^{1,0}(t)] \quad (27)$$

$$\psi_p^{1,1}(t) = \frac{1}{2! 1!} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n c_{pkl}^2 [s_k^{0,1}(t) s_l^{1,0}(t) + s_l^{0,1}(t) s_k^{1,0}(t)] \quad (28)$$

⋮

فرض کنید که:

$$O^{1,0}(t) = c^1 s^{1,0}(t) + \psi^{1,0}(t) \quad (29)$$

$$O^{0,1}(t) = c^1 s^{0,1}(t) + \psi^{0,1}(t) \quad (30)$$

$$O^{1,1}(t) = c^1 s^{1,1}(t) + \psi^{1,1}(t) \quad (31)$$

بنابراین $h_p(X(t)) = \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} O_p^{i,j}(t)$ می تواند حاصل شود. از آنجایی که $O_n^{i,j}(t)$ جزء pth بردار $O^{i,j}(t)$ است، بنابراین $h(X(t)) = \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} O^{i,j}(t)$ است. اثبات تکمیل شد.

۲.۲ طرح صافی کالمن مودال

لازم به ذکر است که LKF می تواند در تخمین حالت (۱۱) - (۱۳) و (۱۷) - (۱۹) استفاده شود، که نسبت به متغیرهای $s^{i,j}(t)$ خطی هستند اگر فقط $\varphi^{i,j}(t)$ و $\psi^{i,j}(t)$ شناخته شوند و $O^{i,j}(t)$ قابل اندازه گیری باشد، که این طور نیست (در حالی که تنها $h(X(t)) = \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} O^{i,j}(t)$ قابل اندازه گیری است). بنابراین، برای تخمین $s^{i,j}(t)$ باید از تقریب های مناسب استفاده کرد. می توان در معادلات بالا مشاهده کرد که $\varphi^{i,j}(t)$ ، $s^{i,j}(t)$ و $\psi^{i,j}(t)$ از $s^{i-1,j}(t)$ ، $s^{i,j-1}(t)$ ، \dots ، $s^{0,1}(t)$ ، $s^{1,0}(t)$ حاصل می شوند، بنابراین با تخمین $s^{i,j}(t)$ به ترتیب و نامگذاری آن $\hat{s}^{i,j}(t)$ می توان از آن برای بدست آوردن $\varphi^{i,j}(t)$ و $\psi^{i,j}(t)$ استفاده کرد، که به ترتیب $\tilde{\varphi}^{i,j}(t)$ و $\tilde{\psi}^{i,j}(t)$ نامیده می شوند. در نتیجه، مساله تخمین حالت برای سیستم غیر خطی (۶) به مساله تخمین حالت برای سیستم های خطی زیر تبدیل می شود، که با اعمال LKF انجام می شود.

$$\begin{cases} \hat{s}^{1,0}(t_0) = a^{1,0}s^{1,0}(t) + \tilde{\varphi}^{1,0}(t) + w(t), \\ Y^{1,0}(t) = \tilde{\delta}^{1,0}(t) + v(t) \end{cases} \quad (32)$$

$$\begin{cases} \hat{s}^{0,1}(t) = a^{1,0}s^{0,1}(t) + \tilde{\varphi}^{0,1}(t) \\ Y^{0,1}(t) = \tilde{\delta}^{0,1}(t) \end{cases} \quad (33)$$

$$\begin{cases} \hat{s}^{1,1}(t) = a^{1,0}s^{1,1}(t) + \tilde{\varphi}^{1,1}(t) \\ Y^{1,1}(t) = \tilde{\delta}^{1,1}(t) \end{cases} \quad (34)$$

در مرحله اول، LKF برای تخمین $s^{1,0}(t)$ از معادله (۳۲) استفاده می‌شود. این تخمین، که $\hat{s}^{1,0}(t)$ است را می‌توان برای نتیجه $\tilde{\varphi}^{0,1}(t)$ و $\tilde{\psi}^{0,1}(t)$ به کار برد، بنابراین می‌توان از LKF برای تخمین $s^{0,1}(t)$ از (۳۳) و غیره استفاده کرد. در نهایت، با تخمین حالت برای هر یک از این سیستم‌های خطی، با استفاده از معادله (۷)، یک تخمین از حالت‌های سیستم غیر خطی به دست خواهد آمد. در فیلتر کالمن معین، LKF برای تخمین هر جمله از سری مودال استفاده می‌شود [۲۲]:

$$\hat{s}^{1,0}(t) = a^{1,0}\hat{s}^{1,0}(t) + \tilde{\varphi}^{1,0}(t) + K(t)(Y(t) - \hat{\delta}^{1,0}(t)) \quad (35)$$

$$\hat{s}^{0,1}(t) = a^{1,0}\hat{s}^{0,1}(t) + \tilde{\varphi}^{0,1}(t) + K(t)(Y(t) - \hat{\delta}^{1,0}(t) - \hat{\delta}^{0,1}(t)) \quad (36)$$

$$\hat{s}^{1,1}(t) = a^{1,0}\hat{s}^{1,1}(t) + \tilde{\varphi}^{1,1}(t) + K(t)(Y(t) - \hat{\delta}^{1,0}(t) - \hat{\delta}^{0,1}(t) - \hat{\delta}^{1,1}(t)) \quad (37)$$

که در آن :

$$K(t) = P(t)c^{1T}R^{-1} \quad (38)$$

$$\frac{d}{dt}P(t) = a^{1,0}P(t) + P(t)a^{1,0T} + Q - K(t)RK^T(t) \quad (39)$$

در بالا ماتریس‌های معین مثبت هستند که توسط طراح انتخاب می‌شوند.

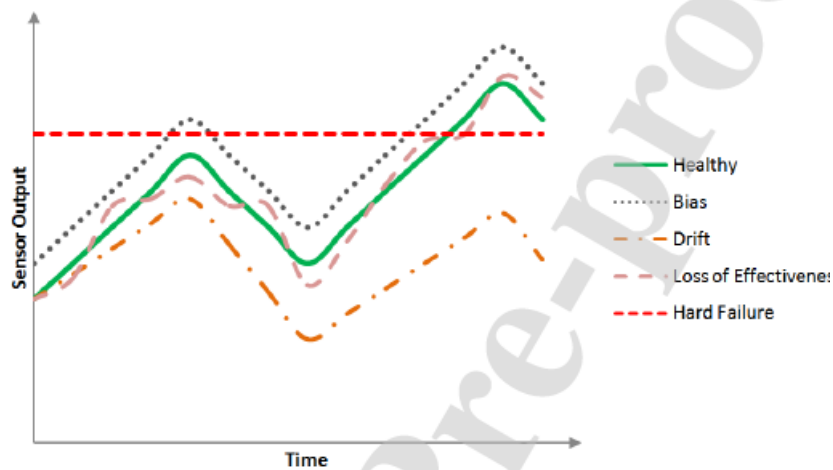
۲.۳. فیلتر کالمن مودال توسعه یافته

ایده اصلی فیلتر کالمن معین این است که معادلات دینامیک سیستم غیر خطی حول یک نقطه کاری پایدار خطی شده‌اند، در نتیجه، یک راه‌حل می‌تواند به معادله دیفرانسیل ارائه شود. با این حال، اگر چنین نقطه کار ثابتی یافت نشود، خطی سازی می‌تواند حول برآورد اخیر بردار حالت انجام شود. سری مودها، که با استفاده از این روش به دست می‌آیند، برای معرفی فیلتر کالمن مودها (EMKF) مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۳. تشخیص خطای حسگر

طبقه‌بندی خطاهای حسگر، براساس تاثیر روی قرائت‌های حسگر، می‌تواند به صورت زیر تعریف شود:

اریبی: مقدار ثابت اضافه شده به سیگنال خروجی حسگر.
 انحراف: یک متغیر با زمان $\phi(t)$ ، که به سیگنال حسی اضافه می‌شود، این مقدار معمولاً به صورت خطی با زمان تغییر می‌کند.
 از دست دادن اثربخشی: در این حالت سیگنال در یک ضریب ضرب می‌شود
 خرابی سخت: خروجی حسگر در مقدار صفر یا غیر صفر ثابت می‌ماند.
 بایدها و خطاهای سخت خطاهای ناگهانی هستند، که بلافاصله در خروجی حسگر رخ می‌دهند و تشخیص آن‌ها آسان است. انحراف و از دست دادن کارایی در حسگرهای اندازه‌گیری به عنوان خطاهای نرم در نظر گرفته می‌شوند، که رایج‌ترین خطاها در عملیات فرآیند هستند [۲۴]. کاهش دقت و قابلیت اطمینان حسگر ناشی از این خرابی‌ها، منجر به درک نادرست عملکرد سیستم و اقدامات کنترلی اشتباه می‌شود. اطلاعات نادرست، که توسط حسگرهای معیوب ارائه می‌شود، می‌تواند منجر به نظارت غیر قابل اعتماد و کنترل ناکارآمد یا حتی خطرناک شود. شکل ۱ اثر انواع مختلف خطای حسگر را بر سیگنال خروجی حسگر نشان می‌دهد.



شکل ۱. اثرات خطاهای حسگر بر سیگنال اندازه‌گیری

۳.۱ مدل خطای حسگر در یک سیستم غیر خطی

خطاهای نرم مانند تلفات اثربخشی یا رانش را می‌توان به عنوان بخش‌های جمع‌پذیر و ضرب‌پذیر به خروجی حسگر مدل کرد. سیستم غیرخطی زیر را در نظر بگیرید:

$$\dot{X}(t) = f(X(t), U(t)) + w(t) \quad (40)$$

$$Y(t) = \beta(t - T_0)\alpha(T_0, t)h(X(t)) + \beta(t - T_1)\phi(T_1, t) + v(t) \quad (41)$$

که در آن $Y(t) \in \mathbb{R}^r$ و $X(t) \in \mathbb{R}^n$ ، $U(t) \in \mathbb{R}^m$ و $w(t) \in \mathbb{R}^n$ و $v(t) \in \mathbb{R}^r$ همان ویژگی‌هایی را دارند که قبلاً برای سیستم معرفی شده‌اند (۱۵ - ۱۶).
 $\alpha(T_0, t)$ و $\phi(T_1, t)$ به ترتیب نویز فرآیند و اندازه‌گیری هستند. فرض می‌شود که اینها نویز سفید گاوسی هستند.

واژه‌های $\alpha(T_0, t)$ و $\phi(T_1, t)$ به ترتیب اثرات از دست دادن اثربخشی حسگر و خطای انحراف حسگر بر روی خروجی را بیان می‌کنند؛ که در آن T_0 و T_1 زمان‌های وقوع خطا و [۲۵]

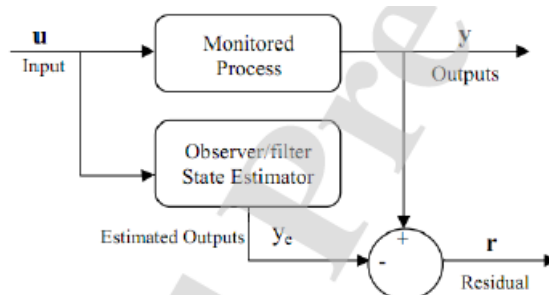
$$\beta(t - T) = \begin{cases} 0, & t \leq T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$$

۳.۲ تولید باقی مانده

سیگنال باقی مانده به صورت تفاوت بین خروجی اندازه‌گیری شده نیروگاه نظارت شده و خروجی برآورد شده، به دست آمده از یک مدل ریاضی تعریف می‌شود [۲۶]. یک سیستم تشخیص خطا مبتنی بر مدل معمولی شامل دو مرحله است: (۱) تولید باقیمانده و (۲) ارزیابی باقیمانده. یکی از متداول‌ترین روش‌ها برای تولید باقیمانده، تخمین حالت است. در این رویکرد، باقیمانده با مقایسه خروجی پیش‌بینی شده، که با تخمین حالت به دست می‌آید، با خروجی واقعی تولید می‌شود. باقیمانده در (۴۳) تعریف شده است و تولید آن همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده است انجام می‌شود. در این مقاله از فیلتر کالمن مودال به عنوان برآوردگر حالت برای تولید باقیمانده استفاده شده است.

$$r = y - \hat{y}$$

که در آن y ، r و \hat{y} به ترتیب بردار باقی مانده، سیستم و خروجی برآورد شده هستند [۲۷].



شکل ۲. تولید باقی مانده با تخمین حالت

۳.۳ ارزیابی باقیمانده

پس از تولید باقیمانده، خطا را می‌توان با ارزیابی باقیمانده تشخیص داد. از لحاظ تئوری، در مورد عملکرد غیرمعیوب، باقیمانده باید در اطراف میانگین صفر یا صفر باشد و باقیمانده جهت‌دار وقوع خطا را نشان می‌دهد. با این حال، حتی در شرایط بدون خطا، باقیمانده‌ها ممکن است به دلیل خطاهای مدل‌سازی، نویز اندازه‌گیری یا اختلالات، غیر صفر شوند. بنابراین، یک مقدار غیر صفر باید به عنوان یک آستانه تعریف شود، که هر گونه نقض باقیمانده می‌تواند نشانه‌ای از حضور خطا باشد.

قوانین مختلفی وجود دارند که می‌توانند به منظور تعیین آستانه سازگار یا ثابت اعمال شوند. به عنوان مثال، در [۲۸] آستانه به طور تطبیقی بر روی یک پنجره کشویی با استفاده از داده‌های دریافتی اخیر محاسبه می‌شود. با این حال، هنگامی که پسماند به دست آمده به اندازه کافی صاف باشد و اثرات اختلالات / عدم قطعیت‌ها قابل چشم‌پوشی باشند،

روش‌های ساده‌تر می‌توانند برای تنظیم آستانه مورد استفاده قرار گیرند. برای مثال، می‌توان یک آستانه ثابت را انتخاب کرد و زمانی که این آستانه فراتر رود، حضور خطا نشان داده می‌شود. تشخیص نادرست "درست" با حداقل تاخیر بسیار مهم است. در نتیجه، اختصاص مقدار مناسب برای سیگنال آستانه مساله بسیار مهمی است که باید در نظر گرفته شود تا تشخیص خطای دقیق داشته باشد. اگر آستانه انتخاب شده مقدار بزرگ کافی نداشته باشد، حضور نویز در سیستم می‌تواند هشدارهای اشتباه ایجاد کند. از سوی دیگر، مقدار آستانه بزرگ‌تر ممکن است زمان تشخیص را افزایش دهد و حساسیت روش تشخیص خطا را کاهش دهد. از این رو، آستانه باید برای تضمین یک نرخ تشخیص خطای مورد نیاز (FDR) یا یک نرخ هشدار اشتباه مجاز (FAR) تنظیم شود. در این مقاله، FAR برابر ۱٪ تنظیم شده است که محدوده قابل قبولی برای اکثر روش‌های تشخیص خطا می‌باشد. آستانه با استفاده از ویژگی‌های آماری سیگنال باقی مانده، همانطور که در (۴۴) تعریف شده است، تنظیم می‌شود.

$$r_{th} = \mu + \rho\sigma$$

که در آن و انحراف معیار و میانگین باقیمانده را نشان می‌دهد، زمانی که حسگر در شرایط بدون خطا است، همانطور که در معادلات (۴۵) و (۴۶) تعریف شده است.

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |r_i|$$

$$\sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (|r_i| - \mu)^2$$

که در آن r_i پسماند تولید شده توسط حسگر غیر معیوب در زمان i است. از آنجایی که باقیمانده یک متغیر تصادفی با توزیع گاوسی است، با توجه به جدول توزیع گاوسی برای تضمین FAR از پیش تعریف شده ۱٪ انتخاب خواهد شد. از این رو $\rho = 2.575$ انتخاب شده است.

۴. نتایج شبیه‌سازی

۴.۱. مخزن آمیختگی

یک مثال فرآیند مخزن مخلوط، همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است، در این کار برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص خطای حسگر استفاده می‌شود. معادلات غیر خطی سیستم براساس (۴۷) و (۴۸) هستند، که در آن

$$x(t) = \begin{bmatrix} h(t) \\ T_T(t) \end{bmatrix}$$

بردار حالت است. عناصر ارتفاع دمای مایع در مخزن را به ترتیب در T_H و T_C

$$u(t) = \begin{bmatrix} q_C(t) \\ q_H(t) \end{bmatrix}$$

نشان می‌دهند.

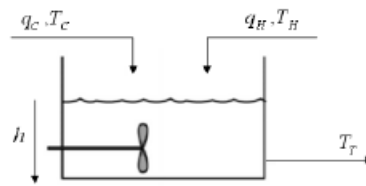


Fig. 3. Structure of mixing tank

$$\dot{h}(t) = \frac{1}{A_T} (q_C(t) + q_H(t) - c_D A_0 \sqrt{2gh(t)})$$

$$\dot{T}_T(t) = \frac{1}{h(t)A_T} (q_C(t)[T_C - T_T(t)] + q_H(t)[T_H - T_T(t)])$$

براساس جدول ۱، چهار نقطه تعادل برای این سیستم وجود دارد. در این مورد، تخمین حالت با LKF و MKF اجرا می‌شود. مشتقات جزئی لازم براساس (۴۹) و (۵۰) به دست می‌آیند. نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری هر دو گاوسی میانگین صفر با و انحراف معیار هستند. زمان نمونه‌برداری ۰.۰۸۳ ثانیه است.

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{g c_D A_0}{A_T \sqrt{2g x_1}} & 0 \\ -\frac{u_1 [T_C - x_2] + u_2 [T_H - x_2]}{x_1^2 A_T} & -\frac{(u_1 + u_2)}{x_1 A_T} \end{bmatrix} \quad (49)$$

$$\frac{\partial f}{\partial u} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial u_1} & \frac{\partial f_1}{\partial u_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial u_1} & \frac{\partial f_2}{\partial u_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{A_T} & \frac{1}{A_T} \\ \frac{T_C - x_2}{x_1 A_T} & \frac{T_H - x_2}{x_1 A_T} \end{bmatrix} \quad (50)$$

Table 1. equilibrium points

	$(\bar{h}, \bar{T}_T) = (x_{1e}, x_{2e})$	$(\bar{q}_C, \bar{q}_H) = (u_{1e}, u_{2e})$
1	(1 m, 25 °C)	(0.126, 0.029)
2	(1 m, 75 °C)	(0.029, 0.126)
3	(3 m, 25 °C)	(0.218, 0.0503)
4	(3 m, 75 °C)	(0.0503, 0.218)

به منظور تشخیص خطای حسگر، MKF برای این سیستم غیر خطی استفاده شده‌است. ویژگی‌های آماری سیگنال باقی مانده، با استفاده از دو نوع از روش‌های تخمین حالت (MKF و LKF)، بیش از ۱۰۰ اجرا در حالت بدون نقص به دست آمده‌است. این مشخصات در جدول ۲ داده شده‌اند، که در آن u و σ به ترتیب میانگین و انحراف معیار هستند. مقدار آستانه را می‌توان با استفاده از معادله (۴۴) محاسبه کرد.

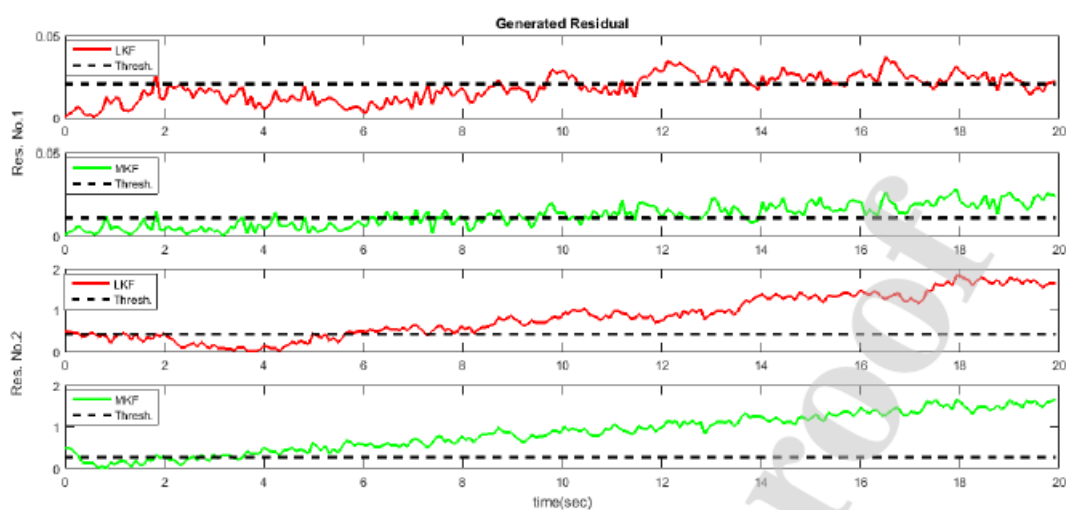
جدول ۲. ویژگی‌های آماری باقیمانده برای هر حسگر در حالت بدون خطا

	MKF m=2		LKF	
	Sensor No.1	Sensor No.2	Sensor No.1	Sensor No.2
μ	0.1105	0.0042	0.1412	0.0073
σ	0.0752	0.0028	0.1125	0.0061

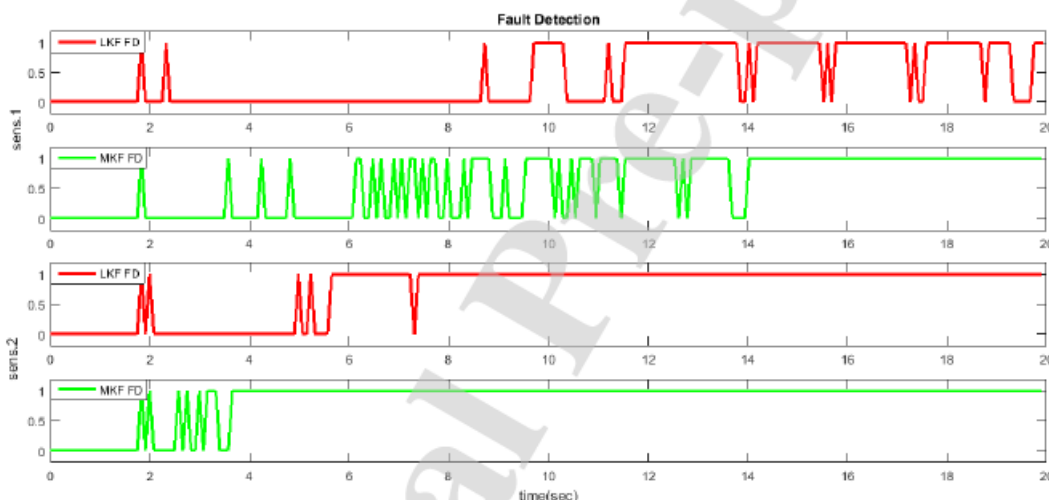
از دست دادن اثر خطای اعمال شده با ضرب عامل زمان - متغیر $\alpha(t)$ به خروجی حسگرها، با ملاحظات زیر،

$$\alpha(t) = \begin{bmatrix} e^{-\alpha_1 t} \\ e^{-\alpha_2 t} \end{bmatrix}$$

که در آن $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.001$. اگر مقادیر کوچک برای (51) انتخاب شوند، این رابطه می‌تواند به عنوان وقوع خطای اولیه در نظر گرفته شود. تشخیص سریع این نوع خطا می‌تواند از شدت آن در سیستم جلوگیری کند و تبدیل به یک خطا در مقیاس بزرگ و ایجاد مشکلات جدی برای عملکرد سیستم شود. سیگنال‌های باقی مانده از دو خروجی سیستم در شرایط معیوب، به دست آمده توسط MKF و LKF، در مقایسه با آستانه‌های مربوطه شان، در شکل 4 نشان داده شده‌اند. واضح است که با استفاده از MKF دقت بالاتری به دست می‌آید و باقی مانده تولید شده هموارتر است. علاوه بر پسماند تولید شده، یک سیگنال تشخیص خطا تعریف می‌شود که مقدار اولیه صفر را دارد. برای هر مرحله زمانی، اگر مقدار باقی مانده از آستانه تجاوز کند، حسگر به عنوان معیوب در نظر گرفته خواهد شد و مقدار سیگنال تشخیص خطا (FD) به 1 تنظیم خواهد شد. در شکل 5، سیگنال‌های FD، که براساس باقیمانده‌ها در شکل 4 تولید شده‌اند، نشان داده شده‌اند. همانطور که دیده می‌شود، به دلیل باقی مانده هموارتر تولید شده از طریق MKF، مقادیر کوچک‌تر برای آستانه با استفاده از (44) محاسبه می‌شود، بنابراین، رویکرد نسبت به حضور خطا و تشخیص خطا، در هر دو حسگر، با دقت بیشتری رخ داده‌است. نوسانات کوچک‌تر در سیگنال FD نرخ پایین‌تر هشدار اشتباه در این روش را نشان می‌دهد و همچنین تاخیر تشخیص با استفاده از MKF نیز کوچک‌تر خواهد بود.



شکل 4. باقیمانده‌های تولید شده با از دست دادن خطای موثر



شکل ۵. سیگنال تشخیص خطا حسگرها با از دست دادن خطای موثر

۴.۲. سیستم سه مخزن

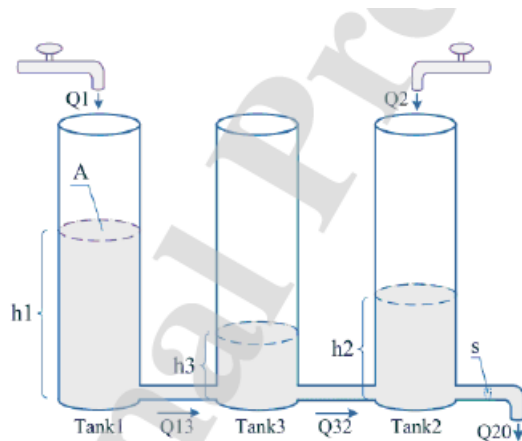
در این بخش، سیستم سه مخزنی DTS200 برای نشان دادن اثربخشی MK F مورد استفاده قرار می‌گیرد، که برای تشخیص خطای حسگر پیشنهاد شده‌است. این سیستم به طور گسترده به عنوان یک معیار برای بسیاری از روش‌های تشخیص خطا مورد استفاده قرار گرفته‌است. مدل سیستم سه مخزنی، که در شکل ۶ نشان داده شده‌است، با استفاده از معادلات حالت گسسته، مانند [۳۰]، به صورت زیر نوشته شده‌است:

$$\begin{cases} x_{1,k+1} = x_{1,k} + \left(\frac{T}{A}\right)(Q_1 - Q_{13}) + w_{1,k} \\ x_{2,k+1} = x_{2,k} + \left(\frac{T}{A}\right)(Q_2 + Q_{32} - Q_{20}) + w_{2,k} \\ x_{3,k+1} = x_{3,k} + \left(\frac{T}{A}\right)(Q_{13} - Q_{32}) + w_{3,k} \end{cases} \quad (52)$$

که در آن $T = 0.5$ ثانیه زمان نمونه‌برداری است؛ x_i نشان‌دهنده سطح مقطع مخازن است؛ $x_0 = [0.455, 0.159, 0.320]^T$ سطح مایع در هر مخزن، با بردار حالت اولیه w_k و جریان ورودی است؛ بردار نویز فرآیند، نویز گاوسی میانه صفر با ماتریس کوواریانس X است. نرخ جریان از مخزن i ام تا مخزن j ام است که به صورت زیر داده شده‌است:

$$\begin{cases} Q_{13} = az_1 \cdot s \cdot \text{sign}(x_1 - x_3) \sqrt{2g|x_1 - x_3|} \\ Q_{32} = az_3 \cdot s \cdot \text{sign}(x_3 - x_2) \sqrt{2g|x_3 - x_2|} \\ Q_{20} = az_2 \cdot s \cdot \sqrt{2gx_2} \end{cases}$$

در معادله (۵۳) سطح مقطع لوله اتصال داخلی، ضریب جریان برای هر لوله و ضریب شتاب جاذبه است. پارامترهای برای (۵۱) و (۵۳)، طبق [۲۹]، در جدول ۳ داده شده‌اند.



شکل ۶. راه‌اندازی DTS ۲۰۰ [۳۰]

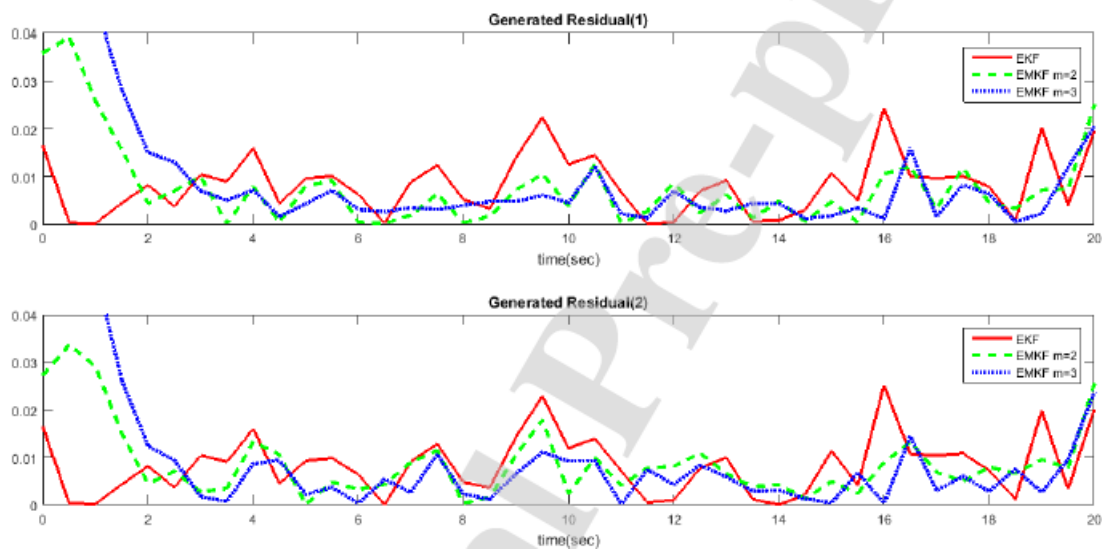
جدول ۳. مقدار پارامترها

$A = 0.0154 m^2$	$g = 9.81 m / s^2$	$s = 5 \times 10^{-5} m^2$
$\alpha z_1 = 0.49$	$\alpha z_2 = 0.61$	$\alpha z_3 = 0.45$
$Q_1 = 4 \times 10^{-5} m^3 / s$	$Q_2 = 1.4 \times 10^{-5} m^3 / s$	

معادله اندازه‌گیری به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y_k = C_k [x_{1,k} \quad x_{2,k} \quad x_{3,k}]^T + v_k$$

که در آن $C_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ بردار نویز اندازه‌گیری است که گاوس با توزیع $v_i \sim N(0, \sigma_v)$ و $\sigma_v = 5 \times 10^{-4}$ است. تخمین حالت سیستم با دو روش EKF و EMKF توسعه داده شده‌است. باقی مانده‌های تولید شده برای هر حسگر، در شرایط بدون خطا، در شکل ۷ نشان داده شده‌اند. می‌توان مشاهده کرد که وقتی تعداد جملات معین افزایش می‌یابد، برآورد حالت با دقت بیشتری به دست می‌آید و مقادیر مانده به صفر نزدیک‌تر می‌شوند. به منظور به دست آوردن ویژگی‌های آماری باقی مانده هر دو حسگر در شرایط بدون خطا، شبیه‌سازی ۱۰۰ بار تکرار شده‌است و نتایج مطابق با جدول ۴ به دست آمده‌است.



شکل ۷. خطای تخمینی برای هر متغیر حالت

جدول ۴. ویژگی‌های آماری باقیمانده برای هر حسگر در حالت بدون خطا

	EKF		EMKF m=2		EMKF m=3	
	Sensor No.1	Sensor No.2	Sensor No.1	Sensor No.2	Sensor No.1	Sensor No.2
μ	0.0057	0.0057	0.0058	0.0059	0.0050	0.0049
σ	0.0043	0.0044	0.0044	0.0046	0.0038	0.0038

فرض کنید خطای انحراف حسگر، برای هر دو حسگر، به شرح زیر است:

$$\begin{cases} \phi_1 = 4e^{-2} \times (1 - e^{-0.01(t-t_1)}), & t \geq t_1 \\ \phi_1 = 4e^{-2} \times (1 - e^{-0.01(t-t_2)}), & t \geq t_2 \end{cases}$$

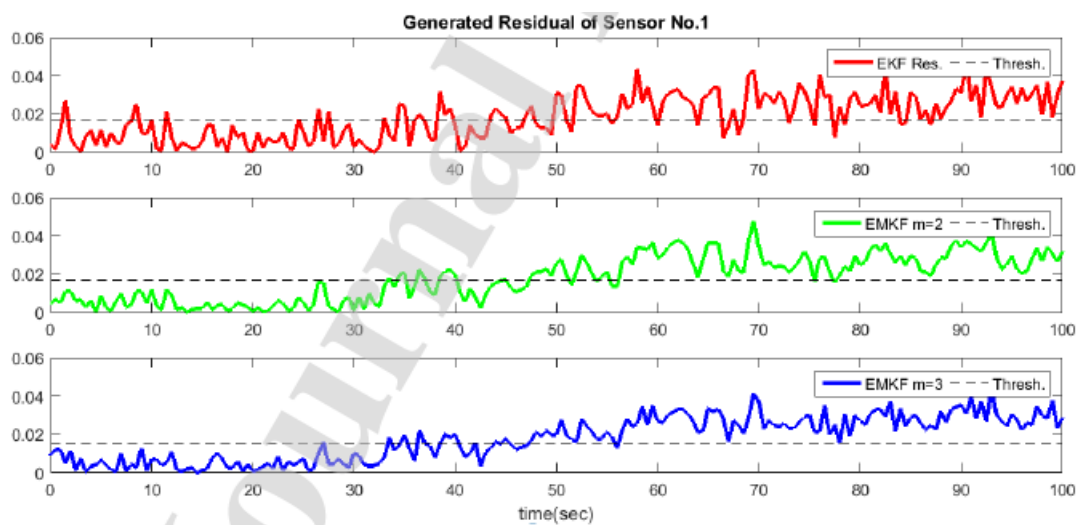
که در آن $t_1 = 40$ و $t_2 = 50$ ثانیه است. نتایج شبیه‌سازی در شکل‌های ۸ - ۱۱ نشان داده شده‌اند. می‌توان مشاهده کرد که نه تنها برآورد دقیق‌تر و تشخیص خطا با استفاده از EMKF به جای EKF به دست آمده‌است، بلکه با افزایش تعداد جملات استفاده‌شده در EMKF، دقت بهتری در تشخیص خطا به دست می‌آید. نوسانات کوچک‌تر در سیگنال FD نیز با استفاده از EMKF به دست می‌آید، در نتیجه نرخ هشدار اشتباه کوچک‌تر خواهد بود، و به دلیل باقیمانده هموارتر تولید شده، مقدار آستانه کم‌تر است و نرخ هشدار از دست رفته نیز کم‌تر از EKF خواهد بود.

لازم به ذکر است که هر بار مقدار سیگنال باقی مانده از مقدار آستانه تعریف‌شده تجاوز می‌کند؛ در واقع، خطای موجود در حسگر تشخیص داده می‌شود. با این حال، هشدار خطا نباید هر بار که خطا شناسایی می‌شود فعال شود، زیرا این امکان وجود دارد که تشخیص اشتباه باشد یا اینکه خطا گذرا باشد و پس از مدت کوتاهی ناپدید شود. بنابراین، برخی ملاحظات باید برای اجتناب از تکرار آلامر ها در تشخیص خطا اختصاص داده شوند. برای این منظور، زمان فعال‌سازی هشدار پس از ۱۰ نمونه متوالی تعریف می‌شود، که به این معنی است که اگر مقدار باقیمانده به طور مداوم آستانه خود را برای یک دوره زمانی از پیش تعیین‌شده نقض کند (یعنی ۱۰ زمان نمونه‌برداری)، آنگاه هشدار باید فعال شود. با توجه به این موضوع،

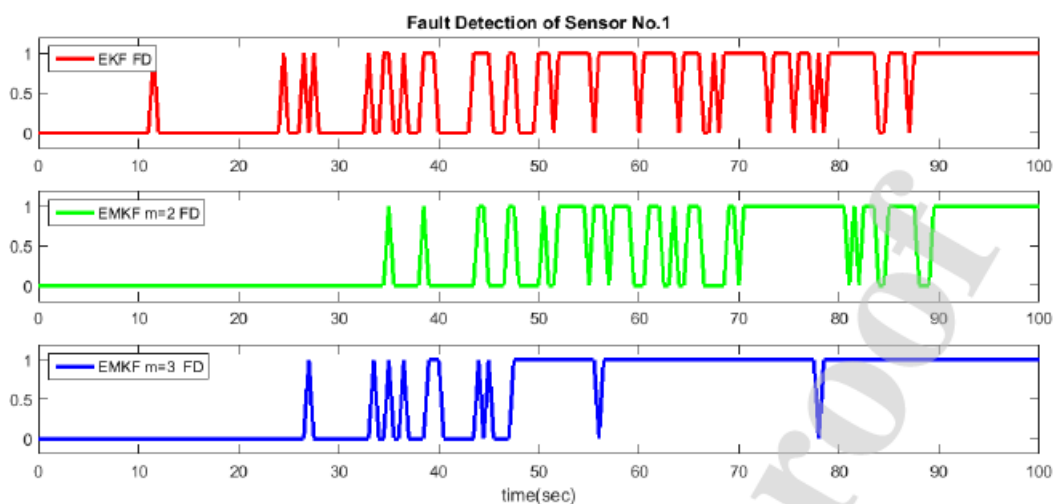
مقایسه زمان تشخیص بین روش EMKF و روش EKF در جدول ۵ ارائه شده است. مشاهده می شود که زمان تشخیص با استفاده از EMKF کاهش می یابد و با استفاده از تعداد بیشتری از جملات معین در EMKF، حساسیت خطا افزایش می یابد.

جدول ۵. زمان تشخیص خطا برای هر روش برای هر حسگر

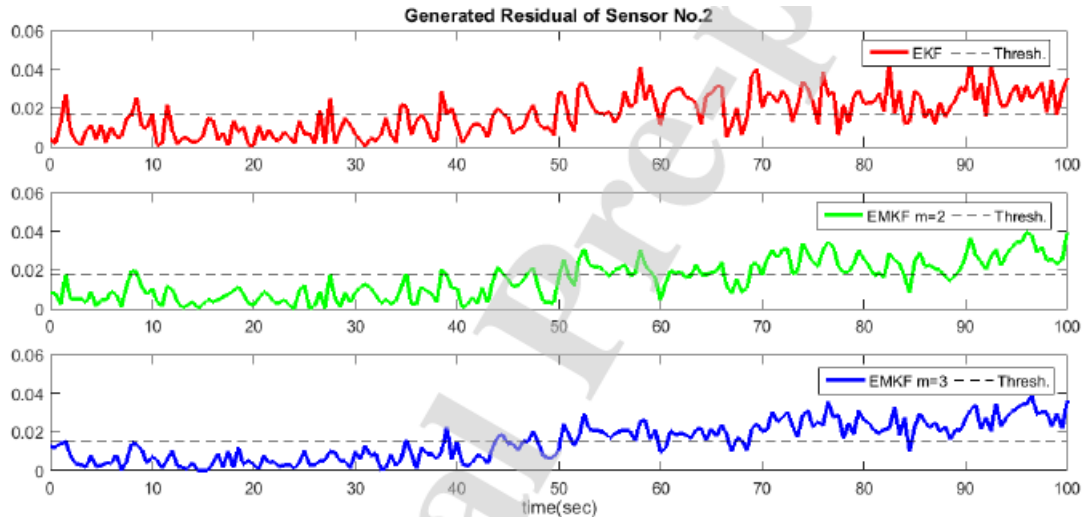
	EKF		EMKF m=2		EMKF m=3	
	Sensor No.1	Sensor No.2	Sensor No.1	Sensor No.2	Sensor No.1	Sensor No.2
Detection time (sec)	79.5	79.5	57	71	48	52



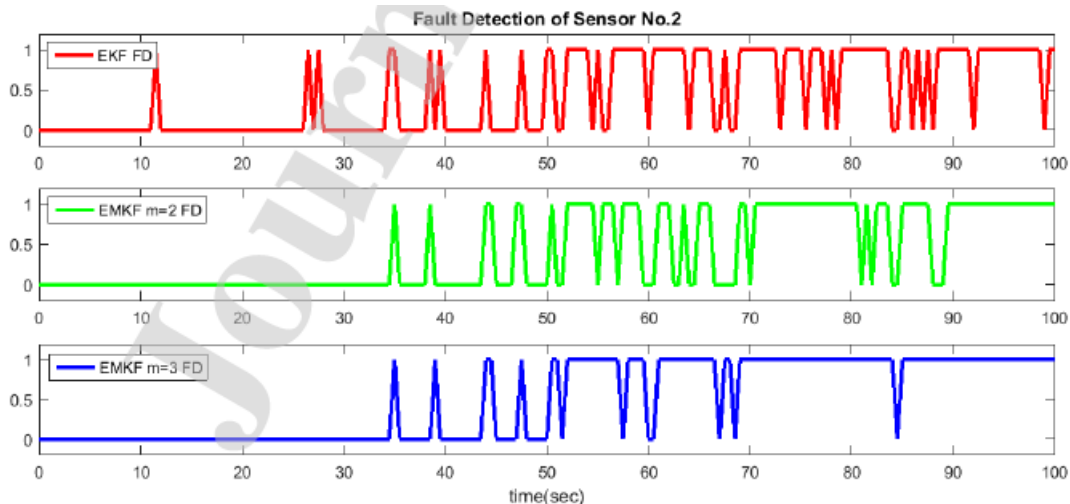
شکل ۸. باقیمانده تولید شده حسگر



شکل ۹. سیگنال تشخیص خطا حسگر



شکل ۱۰. باقی مانده ایجاد شده از حسگر



شکل ۱۱. سیگنال تشخیص خطا حسگر

۵. نتیجه‌گیری

این مقاله یک طرح تشخیص خطای حسگر مبتنی بر مدل را برای یک کلاس از سیستم‌های غیر خطی خاص با استفاده از فیلتر کالمن معین ارائه می‌دهد. این روش بهبود زیادی در تخمین دقیق حالت ارائه می‌دهد، که می‌تواند باقیمانده‌ها را در حالت بدون خطا هموارتر کند. در نتیجه، تولید باقیمانده‌های هموارتر و کم‌تر منجر به حساسیت بیشتر به وقوع خطا می‌شود، نرخ هشدار اشتباه و تاخیر تشخیص به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد. دو مثال شبیه‌سازی، با انواع مختلف خطا، تایید کردند که روش پیشنهادی دقت بیشتری نسبت به فیلتر کالمن در تشخیص خطای حسگر دارد، که می‌تواند به طور قابل توجهی زمان تشخیص، به ویژه برای خطاهای حسگر نرم، مانند خطاهای انحراف یا از دست دادن اثربخشی را کاهش دهد. کار تحقیقاتی آینده از روش پیشنهادی برای اهداف تشخیص خطا در سیستم‌های غیر خطی نامطمئن و یکپارچه‌سازی آن با تکنیک‌های دیگر برای رسیدگی به شناسایی خطاهای حسگر / محرک چندگانه تحت یک چارچوب یکپارچه استفاده می‌کند.