

# طراحی فیلتر کالمن غیرخطی برای سیستمهای مرتبه کسری تصادفی غیرخطی همراه با نویز اندازه گیری با توزیع استیودنت تی

سید حامد ترابی<sup>۱</sup>، ناصر پرز<sup>۲</sup>، علی کریم پور<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه فردوسی مشهد، hamed.torabi@yahoo.com

<sup>۲</sup> استاد، گروه کنترل، دانشگاه فردوسی مشهد، n-pariz@um.ac.ir

<sup>۳</sup> دانشیار، گروه کنترل، دانشگاه فردوسی مشهد، Karimpour@um.ac.ir

(تاریخ دریافت مقاله ۱۳۹۵/۹/۸، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۵/۱۱/۱۰)

**چکیده:** در این مقاله یک فیلتر کالمن غیرخطی برای سیستمهای مرتبه کسری غیرخطی تصادفی زمانی که نویز اندازه گیری دارای توزیع استیودنت تی<sup>۱</sup> ارائه می گردد. مدلسازی نویز سیستم و اندازه گیری، برای مسائل ردیابی اهداف<sup>۲</sup>، غالباً بصورت نویز گوسی جمع شونده انجام شده است. اما مدلسازی نویز با توزیع گوسی نسبت به داده های با مقادیر دورافتاده<sup>۳</sup> مقاوم نمی باشد. به عبارت دیگر مدلسازی نویز سیستم با توزیع گوسی در مقایسه با توزیع استیودنت تی نسبت به نویزهایی با مقادیر دورافتاده ی زیاد، دارای قوام<sup>۴</sup> کمتری می باشد. یعنی اگر سیستم ردیابی، تحت تاثیر نویزهایی که دارای مقادیر دورافتاده ی زیادی هستند قرار گیرد، مدلسازی این نوع نویزها با توزیع گوسی ممکن است منجر به خطای ردیابی بزرگ و یا واگرایی فیلتر در مسایل تخمین و ردیابی حالت گردد. در این مقاله در ابتدا، سیستمهای مرتبه کسری غیرخطی تصادفی<sup>۵</sup> تعریف می گردد. پس از آن با مقایسه عملکرد دو توزیع گوسی و استیودنت تی در مدلسازی نویزهای دارای مقادیر دورافتاده، به طراحی فیلتر کالمن غیرخطی برای سیستمهای مرتبه کسری با نویز اندازه گیری استیودنت تی با استفاده از روش حل استنباط بیزین تغییراتی<sup>۶</sup> پرداخته می شود. نهایتاً با ارائه ی دو مثال و نتایج شبیه سازی آنها، عملکرد فیلتر طراحی شده در این مقاله با یک فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه کسری در حضور نویزهای گوسی و استیودنت تی مقایسه گردیده که نتایج شبیه سازی، عملکرد مناسب فیلتر طراحی شده را در تخمین متغیرهای حالت سیستمهای مرتبه کسری غیرخطی تصادفی نشان می دهد.

**کلمات کلیدی:** سیستمهای مرتبه کسری غیرخطی تصادفی، توزیع استیودنت تی، تخمینگر حالت، استنباط بیزین تغییراتی.

## Nonlinear Kalman Filter Design for the Fractional Order Nonlinear Stochastic Systems with Student's t measurement Noise

Hamed Torabi, Naser Pariz, Ali Karimpour

**Abstract:** This paper presents a fractional order Kalman filter for the stochastic nonlinear fractional order systems where the measurement noise is assumed to have Student's t distribution. Modeling of the system and measurement noises in the state space representation, for target tracking problems, often carried out by additive Gaussian noise, but Gaussian distribution is not enough robust to the outliers, in the other words, Gaussian distribution has much less robustness against

<sup>1</sup> Student's t

<sup>2</sup> Target tracking

<sup>3</sup> Outliers

<sup>4</sup> Robustness

<sup>5</sup> Fractional order systems

<sup>6</sup> Variational Bayesian inference

outliers than Student's t distribution, so if the tracking system affected by noises that have outliers, modeling of these noises by the Gaussian distribution, may cause large estimation error or divergence of filter in the filtering and estimation problems. In this paper, after defining the stochastic fractional order systems, by comparing the performance of two Student's t and Gaussian distributions in the modeling of noises that have outliers, try to design a nonlinear Kalman filter for fractional order systems using variational Bayesian inference method. Finally by comparing the simulation results of proposed filter in this paper and a fractional extended Kalman filter in the presence of Gaussian and Student's t noises, the effectiveness of the proposed filter in estimation of states of the fractional order systems is demonstrated.

**Keywords:** Fractional order nonlinear systems, Student's t distribution, State estimation and Kalman filtering, Variational Bayesian inference

## ۱- مقدمه

دسته‌ی سیستمهای مرتبه کسری تناسبی<sup>۴</sup> و غیر تناسبی<sup>۵</sup> افزایش می‌گردند. می‌دانیم معادله یک سیستم مرتبه کسری به صورت زیر ارائه می‌شود.

$$a_n y^{\alpha_n} + a_{n-1} y^{\alpha_{n-1}} + \dots + a_0 y^{\alpha_0} = b_m u^{\beta_m} + b_{m-1} u^{\beta_{m-1}} + \dots + b_0 u^{\beta_0} \quad (1)$$

که  $u$  سیگنال ورودی به سیستم و  $y$  سیگنال خروجی سیستم است. همچنین  $\alpha$  و  $\beta$  مرتبه کسری که می‌تواند هر عدد حقیقی  $\square$  باشد. اگر مرتبه سیستم بصورت  $\alpha_k, \beta_k = k\sigma$  باشد ( $k$  عدد صحیح) سیستم را مرتبه کسری تناسبی می‌نامند و چنانچه  $\sigma \in \square$  باشد سیستم را مرتبه کسری تناسبی گویا<sup>۶</sup> می‌نامند در غیر اینصورت سیستم مرتبه کسری تناسبی غیر گویا<sup>۷</sup> می‌نامند.

### ۱-۱ تعریف مشتق و انتگرال مرتبه کسری

اپراتور  ${}_a D_t^\alpha$  نمایشگر اپراتور دیفرانسیلی-انتگرالی<sup>۷</sup> مرتبه کسری می‌باشد اگر  $\alpha > 0$  اپراتور مرتبه کسری مشتقی (تفاضلی) بوده و چنانچه  $\alpha < 0$  نشان دهنده اپراتور مرتبه کسری انتگرالی می‌باشد [۵]. بنابراین می‌توان نوشت:

$${}_a D_t^\alpha = \begin{cases} \frac{d^\alpha}{dt^\alpha} & , \alpha > 0 \\ 1 & , \alpha = 0 \\ \int_a^t (d\tau)^{-\alpha} & , \alpha < 0 \end{cases} \quad (2)$$

امروزه از امکانات نهفته‌ی موجود در حسابان کسری<sup>۱</sup> به منظور مدلسازی دقیق‌تر پدیده‌های فیزیکی، ارائه مدل‌های شبه فضای حالتی مرتبه کسری، بهبود کارایی تخمینگرهای حالت و همچنین طراحی کنترل کننده‌های مرتبه کسری استفاده‌ی فراوان برده می‌شود. موارد ذکر شده، نمونه‌هایی از دلایل توجه روزافزون محققین به این بحث ریاضیاتی می‌باشد. سیستم‌های مرتبه کسری<sup>۲</sup> به دلیل آنکه پارامترهای بیشتری نسبت به سیستم‌های مرتبه صحیح (سیستم‌های معمولی) دارند از تنوع رفتاری و دینامیکی بالاتری برخوردار هستند، در واقع محاسبات مرتبه کسری حالت تعمیم یافته محاسبات مرتبه صحیح می‌باشد که در دهه‌ی گذشته توجه روز افزونی یافته است. امروزه بسیاری از سیستم‌های فیزیکی موجود به خوبی با معادلات دیفرانسیلی مرتبه کسری مدلسازی و یا کنترل شده‌اند. به طور خاص سیستم‌هایی که دارای حافظه دراز مدت می‌باشند، یعنی سیستم‌هایی که حالت فعلی آن به مقادیر حالت در چندین لحظه‌ی قبل وابسته است، با سیستم‌های مرتبه کسری، بهتر از مرتبه صحیح مدلسازی می‌شوند [۱]، بعنوان مثال، سیستم‌های انتقال حرارت و انتشار جرم [۲]، خطوط انتقال انرژی الکتریکی [۳]، پروسه‌های الکترومغناطیسی [۴] و پلاریزاسیون دی‌الکتریک توسط سیستم‌های مرتبه کسری با دقت بالاتری مدلسازی شده‌اند. سیستم‌های دینامیکی به دو دسته مرتبه صحیح<sup>۳</sup> (سیستم‌های متداول مرتبه معمولی) و سیستم‌های مرتبه کسری قابل تقسیم‌بندی می‌باشند، از طرفی سیستم‌های مرتبه کسری نیز خود به دو

<sup>4</sup> Commensurate

<sup>5</sup> Rational

<sup>6</sup> Irrational

<sup>7</sup> Integro-differential operator

<sup>1</sup> Fractional calculus

<sup>2</sup> Fractional order

<sup>3</sup> Integer order

برای مشتق و انتگرال مرتبه کسری در مراجع مختلف سه تعریف متفاوت ارائه شده است [۶] که عبارتند از:

الف- تعریف ریمان-لیوویل<sup>۱</sup>

$${}^{RL}_a D_t^\alpha f(t) = \frac{1}{\Gamma(n-\alpha)} \left( \frac{d}{dt} \right)^n \int_a^t \frac{f(\tau)}{(t-\tau)^{\alpha-n+1}} d\tau \quad (۳)$$

$$n-1 \leq \alpha < n$$

که  $n$  یک عدد صحیح و  $\alpha$  مرتبه مشتق مرتبه کسری است و تابع گاما برابر است با:

$$\Gamma(m) = \int_0^\infty t^{m-1} e^{-t} dt$$

چنانچه  $m$  یک عدد صحیح باشد آنگاه تابع گاما برابر است با  $\Gamma(m) = (m-1)!$  که همان تابع فاکتوریل خواهد بود.

ب- تعریف گرانوالد-لیننیکوف<sup>۲</sup>

$${}^{GL}_a D_t^\alpha f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^\alpha} \sum_{j=0}^{\left[ \frac{t-a}{h} \right]} (-1)^j \binom{\alpha}{j} f(t-jh) \quad (۴)$$

$$h \rightarrow 0, \left[ \frac{t-a}{h} \right] \rightarrow \text{integer}$$

$$\binom{\alpha}{j} = \frac{\alpha!}{j!(\alpha-j)!} = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(j+1)\Gamma(\alpha-j+1)}$$

که  $\alpha$  یک عدد حقیقی مثبت است.

ج- تعریف کاپوتو<sup>۳</sup>

$${}^C_a D_t^\alpha f(t) = \frac{1}{\Gamma(n-\alpha)} \int_a^t \frac{f^{(n)}(\tau)}{(t-\tau)^{\alpha-n+1}} d\tau \quad (۵)$$

$$n-1 \leq \alpha < n$$

در مشتق ریمان لیوویل، بلوک اول انتگرالگیر و بلوک دوم مشتقگیر است، اما در تعریف کاپوتو، ابتدا مشتق گیری با مرتبه صحیح انجام گرفته و سپس انتگرال کسری بین صفر و یک گرفته می شود. در این مقاله از تعریف گرانوالد-لیننیکوف استفاده می شود. مساله تخمین حالت و طراحی فیلتر برای سیستمهای مرتبه کسری اولین بار در مرجع [۷] ارائه

گردید. در این مرجع به طراحی فیلتر کالمن مرتبه کسری برای سیستمهای خطی و غیرخطی مرتبه کسری پرداخته شده است. سپس در [۸] با استفاده از روش بردار الحاقی<sup>۴</sup> به مساله فیلترینگ و هموارسازی حالت برای این سیستمها در حضور نویز سفید پرداخته شده است و نتایج تخمین حالت را بهبود بخشیده است، در [۹] تخمین حالت در حضور نویز رنگی مرتبه کسری ارائه شده است. در مرجع [۱۰] به مساله طراحی تخمینگر زمانیکه نویز سیستم و نویز اندازه گیری وابسته بهم می باشند پرداخته شده است. در [۱۱] مساله طراحی تخمینگر در سیستمهای مرتبه کسری گسسته در حضور نویز گوسی به روش تصویرسازی متعامد انجام شده است. در مرجع [۱۲] طراحی فیلتر کالمن مرتبه کسری برای سیستمهای مرتبه کسری با سیگنال اندازه گیری دارای تاخیر ارائه شده است در این مساله  $d$  گام تاخیر در مساله فیلترینگ را به مساله پیش بینی  $d$  گام به جلو تبدیل شده و مساله پیش بینی حالت برای سیستم مرتبه کسری حل شده است. در [۲۲] به صورت جامع به بررسی تخمینگرها و فیلترهای مختلف در دینامیکهای خطی، غیرخطی و آشوبی و همچنین پروسه های صنعتی پرداخته شده است. از طرفی کارهای اولیه در خصوص نویزهای غیرگوسی با استفاده از روش جمع گوسی و یا ترکیب گوسی تابع چگالی پسین غیرگوسی بوده است اشکال این روشهای تقریب که بسیار هم متداول است آن است که فقط در مسایل یک بعدی قابل استفاده است [۱۳]. هابکین در [۱۴] با استفاده از روشهای حل عددی، فیلتری برای مدل های غیرخطی و نویز گوسی ارائه کرده است هرچند فیلتر طراحی شده برای سایر توزیعها کاربردی هست اما مستقیما راه حلی برای توزیع تی ارائه نشده است، در [۱۵] با استفاده از ترکیب چندین توزیع تی شکل، به تقریب تابع چگالی اصلی با توزیع تی پرداخته شده است که روش حل، یک روش تقریبی است. طراحی فیلتر حالت برای سیستمهای مرتبه صحیح خطی در حضور داده های نویزی دورافتاده در [۱۶] با استفاده از یک روش بهینه سازی یعنی تنظیم  $I_1$  انجام شده است در این مرجع نویز پروسه خوش رفتار<sup>۵</sup> فرض شده است که این فرض در پروژه های نظامی مانند ردیابی اهداف<sup>۶</sup> با مانور بالا<sup>۷</sup> به راحتی نقض می گردد. در [۱۷] با استفاده از یک روش محاسباتی ابتکاری به حل انتگرالهای بیزین با توزیع تی پرداخته شده است. در این مقاله با استفاده از روش حل استنباط بیزین تغییراتی<sup>۸</sup> [۱۸] به حل مساله تخمین حالت و طراحی تخمینگر مقاوم برای سیستمهای غیرخطی مرتبه کسری تصادفی در حضور نویز اندازه گیری با توزیع استیودنت تی پرداخته شده است. برای این منظور ابتدا در بخش دوم مقاله، مدل فضای حالت سیستمهای غیرخطی مرتبه کسری تصادفی ارائه می گردد. سپس توزیع گوسی را با توزیع تی مقایسه کرده، کارایی و قدرت توزیع تی برای

<sup>4</sup> Augmented vector

<sup>5</sup> Well behaved

<sup>6</sup> Target tracking

<sup>7</sup> High maneuver

<sup>8</sup> Variational Bayesian inference

<sup>1</sup> Riemann-Liouville

<sup>2</sup> Grunwald-Letnikov

<sup>3</sup> Caputo

$$E[x_{k-j+1} | Z_k] \cong E[x_{k-j+1} | Z_{k-j+1}] \quad (V)$$

$$j = 1 \dots (k+1)$$

که  $Z_k = \{y_0, y_1, \dots, y_k, u_0, u_1, \dots, u_k\}$  همان داده های اندازه گیری شده تا لحظه  $k$  می باشد.  $E[x_{k-j+1} | Z_k]$  به معنای تخمین حالت در لحظه  $k-j+1$  زمانی که داده های اندازه گیری تا لحظه  $k$  فراهم باشد که اصطلاحاً به آن هموارسازی<sup>۲</sup> گفته می شود. در حالی که  $E[x_{k-j+1} | Z_{k-j+1}]$  به معنای تخمین حالت در لحظه  $k-j+1$  زمانی که داده های اندازه گیری تا لحظه  $k-j+1$  فراهم باشد که اصطلاحاً فیلترینگ<sup>۳</sup> نامیده می شود. در واقع این شرط می گوید تخمین حالت در لحظه  $k-j+1$ ، وقتی که داده های اندازه گیری تا لحظه  $k$  فراهم باشد با تخمین در همین لحظه وقتی داده های اندازه گیری تا لحظه  $k-j+1$  فراهم است تقریباً برابر می باشد. به عبارت دیگر، از مقداری از داده ها از لحظه  $k-j+1$  تا لحظه  $k$  در تخمین صرف نظر شده است.

$$E[(x_k - \hat{x}_k)(x_j - \hat{x}_j)^T] = 0 \quad (A)$$

$$k \neq j$$

این شرط یعنی وابستگی<sup>۴</sup> بین لحظات فعلی و گذشته وجود ندارد.

### ۳- مفاهیم اولیه معیار کولبک-لیبلر<sup>۵</sup>، الگوریتم استنباط بیزین تغییراتی و توزیع استیودنت تی

در این بخش از مقاله به توضیح کامل معیار کولبک-لیبلر و دلیل استفاده از آن، توضیح تفسیری استنباط بیزین تغییراتی و توزیع تی و همچنین مقایسه توزیع تی با توزیع گوسی پرداخته می شود.

#### ۳-۱ معیار واگرایی کولبک-لیبلر KL

اگر  $p(x)$  و  $q(x)$  دو تابع چگالی با توزیع مختلف باشند، اصل کولبک-لیبلر به صورت زیر تعریف می گردد.

$$KL(p \| q) = - \int p(x) \ln \left\{ \frac{q(x)}{p(x)} \right\} dx \quad (9)$$

این معیار دارای دو خاصیت زیر است:

$$KL(p \| q) \neq KL(q \| p) \quad -1$$

تقارنی ندارد.

مدل کردن نویزهای دنباله دار<sup>۱</sup> (نویزهایی با مقادیر دورافتاده ی زیاد) را نمایش می دهیم، پس از آن الگوریتم استنباط بیزین تغییراتی توضیح داده می شود و کاربرد آن در تخمین پارامترهای توزیع از روی یک سری داده های نویزدار تشریح می گردد. در بخش چهارم مقاله، تخمینگر مقاوم مرتبه کسری برای سیستمهای مرتبه کسری غیرخطی تصادفی در حضور نویزهای دنباله دار ارائه می گردد. نهایتاً با ارائه ی دو مثال، کارایی و قدرت فیلتر طراحی شده با فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه کسری مقایسه و نتایج شبیه سازی نشان داده می شود.

### ۲- مدل سازی سیستم های مرتبه کسری

مدل فضای حالت گسسته زمان غیرخطی مرتبه کسری با معادلات

(۶) ارائه می شود [۷].

$$\Delta^\alpha x_{k+1} = f(x_k, u_k) + \omega_k$$

$$x_{k+1} = \Delta^\alpha x_{k+1} - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j \alpha_j x_{k+1-j} \quad (6)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k$$

که  $f$  و  $h$  توابعی غیرخطی از متغیرهای حالت و ورودی

می باشند و مرتبه کسری  $\alpha_j$  برابر است با:

$$\alpha_j = \text{diag} \left[ \binom{\alpha_1}{j} \dots \binom{\alpha_N}{j} \right]$$

$$\Delta^\alpha x_{k+1} = \begin{bmatrix} \Delta^{\alpha_1} x_{1,k+1} \\ \vdots \\ \Delta^{\alpha_N} x_{N,k+1} \end{bmatrix}$$

$$\binom{\alpha}{j} = \frac{\alpha!}{j!(\alpha-j)!} = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(j+1)\Gamma(\alpha-j+1)}$$

که  $\alpha \in R$  مرتبه کسری برابر است با  $[\alpha_1, \dots, \alpha_N]$ ،

$N$  تعداد معادلات سیستم،  $x_k$  بردار حالت،  $y_k$  بردار خروجی،

$u_k$  بردار ورودی،  $\omega_k$  نویز سیستم و  $v_k$  نویز اندازه گیری می باشد که مستقل از یکدیگر هستند.

دو شرط (۷) و (۸) برای تخمین حالت در سیستم های مرتبه کسری

در نظر گرفته می شود.

<sup>2</sup> Smoothing

<sup>3</sup> Filtering

<sup>4</sup> Correlation

<sup>5</sup> Kullback-Leibler divergence

<sup>1</sup> Heavy tailed

$$KL(p \parallel q) \geq 0 \quad -2 \quad \text{و تساوی فقط به ازای}$$

$$p(x) = q(x) \text{ روی می دهد.}$$

$$\begin{aligned} \ln p(x) &= \ln \frac{p(x, \theta)}{p(\theta | x)} \\ &= \int q(\theta) \ln \frac{p(x, \theta)}{p(\theta | x)} d\theta \\ &= \int q(\theta) \ln \frac{p(x, \theta) q(\theta)}{p(\theta | x) q(\theta)} d\theta \\ &= \int q(\theta) \left( \ln \frac{q(\theta)}{p(\theta | x)} + \ln \frac{p(x, \theta)}{q(\theta)} \right) d\theta \\ &= \int q(\theta) \ln \frac{q(\theta)}{p(\theta | x)} d\theta \\ &\quad + \int q(\theta) \ln \frac{p(x, \theta)}{q(\theta)} d\theta \\ &= KL(q \parallel p) + F(q, x) \end{aligned} \quad (12)$$

که ترم اول واگرایی کالیک-لیبلر بین  $p(x)$  و  $q(x)$  و ترم دوم یعنی  $F(q, x)$  انرژی آزاد<sup>۲</sup> نامیده می شود. مینیم سازی  $KL(q \parallel p)$  معادل ماگزیم سازی  $F(q, x)$  می باشد، ترم  $F(q, x)$  را بصورت زیر می توان نوشت:

$$\begin{aligned} F(q, x) &= \int q(\theta) \ln \frac{p(x, \theta)}{q(\theta)} d\theta \\ &= \int q(\theta) \ln p(x, \theta) d\theta - \int q(\theta) \ln q(\theta) d\theta \\ &= \langle \ln p(x, \theta) \rangle_q + H[q] \end{aligned} \quad (13)$$

که ترم  $\langle \ln p(x, \theta) \rangle_q$  امید ریاضی تابع لگاریتم چگالی توام و  $q(\theta)$  تابع چگالی پارامتر  $\theta$  است. اگر پارامتر  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$  باشد با فرض مستقل بودن پارامترها، می توان داشت:

$$q(\theta) = \prod_{i=1}^n q_i(\theta_i) \quad (14)$$

با جایگذاری رابطه (۱۴) در (۱۳) خواهیم داشت:

اگر داده های  $x_n$  از تابع چگالی نامشخص  $p(x)$  تولید شده باشند چنانچه بخواهیم این توزیع را با استفاده از یک توزیع پارامتریک  $q(x | \theta)$  و داده های  $x_n$  تقریب بزنیم، یک راه حل برای تخمین  $\theta$  و در نتیجه بدست آوردن تابع چگالی  $q(x | \theta)$  می نیم سازی اصل واگرایی کولیک-لیبلر بین دو توزیع  $p(x)$  و  $q(x | \theta)$  با توجه به پارامتر  $\theta$  می باشد. (به عنوان مثال پارامتر  $\theta$  برای توزیع گوسی پارامترهای متوسط و واریانس توزیع می باشد) اگر یک مجموعه متناهی نقاط داده از تابع چگالی  $p(x)$  به صورت  $x_n$  و به ازای  $n = 1, \dots, N$  به صورت تصادفی تولید شده باشند، امید ریاضی تابع غیرخطی  $f(x)$  به صورت رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$E[f(x)] \approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f(x_n) \quad (10)$$

با توجه به رابطه فوق و همچنین اصل واگرایی کولیک-لیبلر خواهیم داشت:

$$KL(p \parallel q) \approx \sum_{n=1}^N \{-\ln q(x_n | \theta) + \ln p(x_n)\} \quad (11)$$

در رابطه (۱۱) ترم دوم مستقل از  $\theta$  است و ترم اول منفی تابع لگاریتمی درست نمایی می باشد بنابراین می توان گفت مینیم سازی اصل واگرایی کولیک-لیبلر معادل ماگزیم سازی تابع درست نمایی می باشد.

### ۳-۲ حساب تغییرات<sup>۱</sup> و استنباط بیزین تغییراتی

در روش بیزین تغییراتی، می توان تابع چگالی پسین را مستقیماً بوسیله انتگرال گیری به جای نمونه برداری و حل عددی، تخمین زد و برای مسایل چند بعدی هم قابل استفاده است. اگر داده های تصادفی  $x_n$  از یک توزیع نامشخص  $p(x)$  در دسترس باشد، الگوریتم بیزین تغییراتی با استفاده از اصل کولیک-لیبلر، تابع چگالی پارامتریک  $p(x | \theta)$  را اینگونه محاسبه می کند:

<sup>2</sup> Free energy

<sup>1</sup> Variational calculus

الف- همه تابع چگالی های  $q(\theta_i)$  را با مقادیر اولیه<sup>۱</sup> مقداردهی کنید.

ب- با ایجاد یک حلقه تکراری، بعد از محاسبه هر یک از عاملهای  $q(\theta_i)$  و با جایگذاری آن عامل در (۱۶) عامل دیگری را بدست آورده و حلقه را تا رسیدن همگرایی ادامه دهید.

ج- همگرایی تضمین شده است زیرا  $F(x, \theta)$  نسبت به هریک از عوامل  $q(\theta_i)$  محدب<sup>۲</sup> است.

### ۳-۳ توزیع استیودنت تی

متغیر تصادفی  $X$  دارای توزیع گاما به صورت  $Gam(\alpha, \beta)$  می باشد. این توزیع دارای دو پارامتر  $\alpha$  و  $\beta$  می باشد که  $\alpha$  پارامتر قالب و  $\beta$  پارامتر نرخ نامیده شده که دارای تابع چگالی به صورت زیر می باشد:

$$Gam(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} \exp(-\beta x), & x > 0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

که در رابطه فوق توزیع فوق تابع گاما به صورت  $\Gamma(z) = \int_0^\infty e^{-t} t^{z-1} dt$  می باشد. متوسط و واریانس متغیر  $X$  با توزیع  $Gam(\alpha, \beta)$  برابر با  $E[X] = \frac{\alpha}{\beta}$  و  $var[X] = \frac{\alpha}{\beta^2}$  می باشد. حال اگر  $y \in R^d$  یک بردار با توزیع گوسی با متوسط صفر و کواریانس  $\Sigma$  بصورت  $N(0, \Sigma)$  و  $\omega > 0$  یک متغیر تصادفی با توزیع گاما بصورت  $Gam(\frac{\omega}{2}, \frac{\omega}{2})$  باشد آنگاه متغیر تصادفی  $X$  که با رابطه  $X = \mu + \omega^{\frac{-1}{2}} y$  توصیف می شود، دارای توزیع تی به صورت  $St(\mu, \Sigma, \omega)$  می باشد که  $\mu$  متوسط توزیع و ماتریس دقت  $\Sigma$  و درجه آزادی  $\omega$  می باشد [۱۹].

$$St(x; \mu, \Sigma, \omega) = \int_0^\infty N(x; \mu, (\eta \Sigma)^{-1}) Gam(\eta; \frac{\omega}{2}, \frac{\omega}{2}) d\eta \quad (۱۷)$$

<sup>1</sup> Prior distribution

<sup>2</sup> Convex

$$\begin{aligned} F(q, x) &= \int q(\theta) \ln \frac{p(x, \theta)}{q(\theta)} d\theta \\ &= \int \prod_{i=1}^n q_i(\theta_i) \times \left( \ln p(x, \theta) - \sum_{i=1}^n \ln q_i \right) d\theta \\ &= \int q_j \prod_{j \setminus j} q_i \times (\ln p(x, \theta) - \ln q_j) d\theta \\ &\quad - \int q_j \prod_{j \setminus j} q_i \sum_{j \setminus j} \ln q_i d\theta \\ &= \int q_j \left( \int \prod_{j \setminus j} q_i \ln p(x, \theta) d\theta_{j \setminus j} - \ln q_j \right) d\theta_j \\ &\quad - \int q_j \int \prod_{j \setminus j} q_i \ln \prod_{j \setminus j} q_i d\theta_{j \setminus j} d\theta_j \\ &= \int q_j (\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}} - \ln q_j) d\theta_j + c \\ &= \int q_j \ln \frac{\exp(\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}})}{\ln q_j} d\theta_j + c \\ &= -KL[q_j \parallel \exp(\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}})] + c \end{aligned}$$

که  $\prod_{j \setminus j} q_i$  به معنی حاصلضرب همه عوامل تابع چگالی به جز عامل  $j$  ام است و  $C$  پارامتر ثابت است. مطابق محاسبات فوق رابطه زیر بدست می آید:

$$F(q, x) = -KL[q_j \parallel \exp(\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}})] + c \quad (۱۵)$$

اگر تابع چگالی  $q_{j \setminus j} = q(\theta_{j \setminus j})$  مشخص در نظر گرفته شود تقریب پسین  $q_j = q(\theta_j)$  که  $F(x, \theta)$  را ماگزیمم می سازد توسط رابطه زیر بدست می آید:

$$\begin{aligned} q_j^* &= \arg \max_{q_j} F(x, \theta) \\ &= \frac{1}{c} (\exp(\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}})) \end{aligned} \quad (۱۶)$$

در نتیجه الگوریتم پاسخ برابر است با:

$$\begin{aligned} \ln q_j^* &= (\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}}) - \ln c \\ &= (\langle \ln p(x, \theta) \rangle_{q_{j \setminus j}}) + C \end{aligned}$$

که جمله اول در سمت راست رابطه تابعی از  $\theta_j$  یعنی  $I(\theta_j)$  می باشد. بنابراین استنباط بیزین تغییراتی بصورت زیر انجام می شود.

بنابراین  $p(x)$  با توزیع تی دارای تابع چگالی به صورت زیر می باشد.

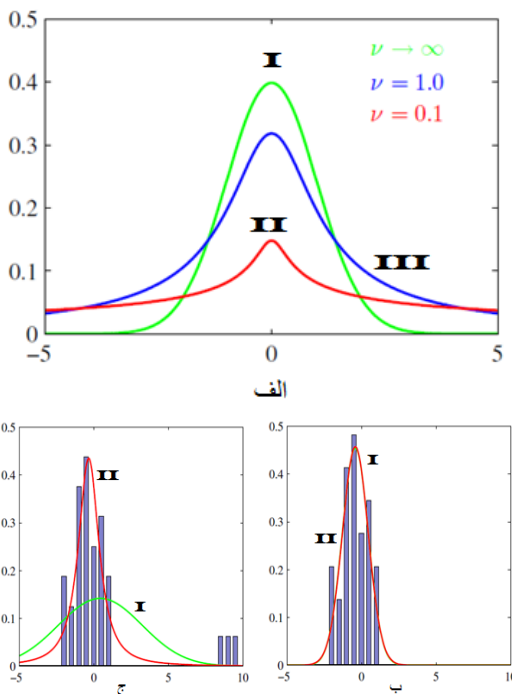
$$p(x) = \frac{\Gamma(\frac{g+d}{2})}{\Gamma(\frac{g}{2})} \frac{1}{(g\pi)^{\frac{d}{2}}} \frac{1}{\sqrt{\det(\Sigma)}} (1 + \frac{\Delta^2}{g})^{-\frac{g+d}{2}} \quad (۱۸)$$

که  $\Delta^2 = (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)$  می باشد. متوسط و واریانس متغیر  $X$  با توزیع تی عبارت است از:

$$E[x] = \mu, \text{var}[x] = \Sigma \frac{g}{g-2}$$

اگر درجه آزادی  $g$  به سمت بینهایت میل کند توزیع  $st(\mu, \Sigma, g)$  به توزیع گوسی بصورت  $N(\mu, \Sigma^{-1})$  میل می کند. به ازای  $g = 1$  توزیع  $st(\mu, \Sigma, g)$  به توزیع کشی تبدیل می گردد، در واقع توزیع تی با جمع بینهایت تعداد توزیع گوسی که دارای میانگین یکسان اما با واریانس های مختلف می باشد تولید می شود. این موضوع بصورت ترکیب بینهایت توزیع گوسی بیان می گردد که نتیجه توزیعی است مشابه توزیع گوسی ولی با دنباله ای کشیده تر<sup>۱</sup> از گوسی مطابق شکل ۱ می باشد. این خاصیت منجر به افزودن خاصیت مقاوم بودن<sup>۲</sup> به توزیع می شود که به معنی آن است که توزیع تی نسبت به توزیع گوسی به مقادیر و یا داده های دور افتاده<sup>۳</sup> حساسیت کمتری دارد. در شکل ۱-الف نمودار  $\Sigma$  نشان دهنده توزیع تی به ازای درجه آزادی بی نهایت بوده که همان توزیع گوسی را نشان می دهد که دارای بیشترین ارتفاع و کمترین عرض می باشد. نمودارهای  $\Sigma\Sigma$  و  $\Sigma\Sigma\Sigma$  (در شکل ۱-الف) توزیع تی را به ازای درجات آزادی ۱ و ۰/۱ نشان می دهد. همانطور که در این شکل مشخص است نمودارهای  $\Sigma\Sigma$  و  $\Sigma\Sigma\Sigma$  نسبت به  $\Sigma$  (یعنی توزیع تی نسبت به توزیع گوسی) کشیده تر یا دارای دنباله بزرگتری می باشند. به عبارت دیگر توزیع تی دارای دنباله بزرگتر و برای مدلسازی نویزهای دنباله دار مناسبتر است. در شکل ۱-ب با استفاده از تعداد محدودی داده (نمودارهای میله ای  $\Sigma\Sigma\Sigma$ ) و بکارگیری روش ماگزیم درستنمایی<sup>۴</sup> به مقایسه قدرت دو توزیع گوسی و تی در مدلسازی این داده ها پرداخته شده است. در شکل ۱-ب داده ها در بازه  $[-2, 1]$  قرار داشته و داده ی دور افتاده هم وجود ندارد. همانطور که از شکل ۱-ب مشخص است هر دو توزیع یعنی توزیع گوسی و توزیع تی (نمودار  $\Sigma$  و  $\Sigma\Sigma$ ) به خوبی و با دقت بالا داده ها را مدل می کنند و

خطایی وجود ندارد. اما در شکل ۱-ج که داده های دور افتاده نیز وجود دارند توزیع گوسی (نمودار  $\Sigma$ ) نتوانسته برخلاف توزیع تی (نمودار  $\Sigma\Sigma$ ) داده های اصلی را مدل کند. این نشان می دهد توزیع تی در برابر داده های دور افتاده مقاوم تر از توزیع گوسی می باشد. بنابراین در مسائل تخمین و فیلترینگ حالت و برای سیستم هایی که مواجه با نویزهایی با پراکندگی بالا و مقادیر دور افتاده می باشند به نظر می رسد مدلسازی نویز با توزیع تی به جای توزیع گوسی مناسب تر بوده زیرا که حساسیت توزیع تی نسبت به نویزهای دور افتاده نسبت به توزیع گوسی کمتر است نتیجتاً عمل ردیابی و تخمین بهتر و واگرایی فیلتر طراحی شده کمتر اتفاق می افتد. بنابراین یکی از کاربردهای مهم مدلسازی عدم قطعیت ها و نویز سیستم با توزیع تی به جای توزیع گوسی در مبحث ردیابی اهداف در پروژه های نظامی و تعقیب و ردیابی اهداف با مانور بالا زمانیکه محیط دارای کلاتر زیادی است می باشد که به عنوان مثال می توان از مساله ردیابی زیردریایی دشمن، زمانیکه دسته های ماهی به عنوان کلاتر و یا داده های دور افتاده قلمداد می گردند نام برد. طبعاً مدلسازی نویز این محیط همراه با کلاتر بالا (دسته های متحرک ماهی) با توزیع تی به جای توزیع گوسی به ردیابی بهتر هدف و عدم واگرایی فیلتر کمک شایانی می کند.



شکل ۱: الف- توزیع تی به ازای مقادیر مختلف درجه آزادی

ب- مدلسازی با توزیع تی و گوسی داده های بدون مقادیر دور افتاده

ج- مدلسازی توزیع تی و گوسی داده های با مقادیر دور افتاده

### ۳-۴ تابع لگاریتمی توزیع های نرمال و گاما

<sup>1</sup> Degree of freedom

<sup>2</sup> Heavy Tail

<sup>3</sup> Robustness

<sup>4</sup> Outlier

<sup>5</sup> Maximum likelihood

بدون کاستن از عمومیت مساله، ورودی را  $u_k = 0$  در نظر می گیریم. در سیکل پیش بینی<sup>۱</sup> طراحی فیلتر کالمن، متوسط و کواریانس پیش بینی به ترتیب با روابط (۲۲) و (۲۳) محاسبه می گردد.

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k|k-1} &= m_{k|k-1} = E[x_k | y_{k-1}] \\ &= E[f(x_{k-1}) | y_{k-1}] \\ &\quad - \sum_{j=1}^k (-1)^j \lambda_j E[x_{k-j} | y_{k-1}] \\ &\quad + E[w_{k-1} | y_{k-1}] \\ P_{k|k-1} &= \\ &E[f(\hat{x}_{k-1})\delta x_{k-1}^T] P_{k-1}^{-1} E[f(\hat{x}_{k-1})\delta x_{k-1}^T]^T \\ &\quad + Q_{k-1} + \sum_{j=1}^k \Psi_j \Psi_j^T P_{k-j|k-j}\end{aligned}\quad (20)$$

با استفاده از شروط (۷) و (۸) روابط فوق بدست آمده اند. ترم  $E[f(x_{k-1}) | y_{k-1}]$  به روشهای مختلفی قابل محاسبه است اگر از روش بسط سری تیلور استفاده کنیم فیلتر کالمن توسعه یافته<sup>۲</sup> مرتبه کسری بدست می آید و اگر به روش عددی مانند تبدیل بی-بو<sup>۳</sup> و یا مکعبی<sup>۴</sup> استفاده شود فیلتر کالمن بی-بو و یا کالمن مکعبی بدست می آید. در این مقاله از روش توسعه یافته یعنی بسط سری تیلور کوتاه شده به صورت (۲۲) بهره گرفته شده است. از طرفی ترم  $E[x_{k-j} | y_{k-1}]$  با استفاده از (۷) بدست می آید. بنابراین می توان نوشت:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k|k-1} &= m_{k|k-1} = E[x_k | y_{k-1}] \\ &= f(\hat{x}_{k-1}) - \sum_{j=1}^k (-1)^j \lambda_j \hat{x}_{k-j}\end{aligned}\quad (22)$$

خطای پیش بینی حالت مرتبه کسری با رابطه (۲۳) و ماتریس کواریانس خطای پیش بینی برای سیستم مرتبه کسری با توجه به (۸) با رابطه (۲۴) مشخص می گردد.

لگاریتم توزیهای گوسی تک بعدی و چند بعدی و همچنین توزیع گاما بصورت رابطه (۱۹) بیان می شود.

$$\begin{aligned}\ln N(x | \mu, \lambda) &= \frac{1}{2} \ln \lambda^{-1} - \frac{1}{2} \ln \pi - \frac{\lambda^{-1}}{2} (x - \mu)^2 \\ &= -\frac{1}{2} \lambda^{-1} x^2 + \lambda^{-1} \mu x + c \\ \ln N(x | \mu, \Sigma) &= -\frac{1}{2} \ln |\Sigma^{-1}| - \frac{d}{2} \ln 2 \\ &\quad - \frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \\ &= -\frac{1}{2} x^T \Sigma^{-1} x + x^T \Sigma^{-1} \mu + c \\ \ln Ga(x | a, b) &= a \ln - \ln \Gamma(a) + (a-1) \ln x - bx \\ &= (a-1) \ln x - bx + c\end{aligned}\quad (19)$$

#### ۴- بیان مساله و طراحی فیلتر

مدل فضای حالت غیرخطی گسسته زمان مرتبه کسری را همراه با نویز گوسی سیستم و نویز اندازه گیری تی بصورت معادلات زیر در نظر بگیرید.

$$\Delta^\alpha x_{k+1} = f(x_k, u_k) + \omega_k$$

$$y_k = h(x_k) + v_k$$

که نویز سیستم گوسی با  $N(\mu, \Sigma)$  و نویز اندازه گیری دارای توزیع تی با  $st(\mu, \Sigma, \theta)$  می باشد. می خواهیم با طراحی یک فیلتر جدید بر مبنای روش کالمن متغیرهای حالت سیستم مرتبه کسری غیرخطی را از روی داده های نویزی زمانیکه نویز اندازه گیری دارای توزیع تی است را با استفاده از روش حل بی زین تغییراتی تخمین بزنیم. در واقع در فیلترینگ هدف بدست آوردن تخمین توزیع حالت  $p(x_k | y_{1:k})$  در گام های زمانی  $k = 1, \dots, T$  می باشد.

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= \Delta^\alpha x_{k+1} - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j \lambda_j x_{k+1-j} \\ &= f(x_k, u_k) + \omega_k - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j \lambda_j x_{k+1-j}\end{aligned}$$

<sup>1</sup> Prediction cycle

<sup>2</sup> Extended

<sup>3</sup> Unscented

<sup>4</sup> Cubature



$$\begin{aligned}
 p(x_k, \beta_k | y_{1:k}) &= p(x_k, \beta_k | y_{1:k-1}, y_k) \\
 &= \frac{p(y_k | x_k, \beta_k, y_{1:k-1}) p(x_k, \beta_k, y_{1:k-1})}{p(y_{1:k})} \\
 &= \frac{p(y_k | x_k, \beta_k) p(x_k, \beta_k | y_{1:k-1}) p(y_{1:k-1})}{p(y_{1:k})} \\
 &\propto p(y_k | x_k, \beta_k) p(x_k, \beta_k | y_{1:k-1})
 \end{aligned} \quad (27)$$

با توجه به  $p(y_k | x_k, \beta_k)$  در رابطه (۲۶)، تابع چگالی گاما  $\beta_k$  و همچنین تابع چگالی  $p(x_k | y_{1:k-1})$  که در گام پیش‌بینی فیلتر محاسبه شده است یعنی رابطه (۲۲) و مقداری محاسبات، چگالی توام پسین  $p(x_k, \beta_k | y_{1:k})$  توسط رابطه (۲۸) بدست می‌آید.

$$\begin{aligned}
 p(x_k, \beta_k | y_{1:k}) &\propto \\
 &\beta_k^{\frac{d}{2}} e^{-\frac{\beta_k}{2} (y_k - h(x_k))^T R_k^{-1} (y_k - h(x_k))} \\
 &\cdot e^{-\frac{1}{2} (x_k - m_{k|k-1})^T P_{k|k-1}^{-1} (x_k - m_{k|k-1})} \\
 &\cdot \beta_k^{\frac{v}{2}-1} e^{-\frac{g\beta_k}{2}}
 \end{aligned} \quad (28)$$

برای بدست آوردن تابع چگالی پسین  $p(x_k | y_{1:k})$  از تقریبی به صورت زیر می‌توان بهره برد:

$$p(x_k, \beta_k | y_{1:k}) \approx p(x_k) p(\beta_k) \quad (29)$$

همانطور که در بخش ۳-۲ مقاله توضیح داده شد با استفاده از الگوریتم بیزین تغییراتی و با مینیمم‌سازی اصل واگرایی کولبک-لیبلر میان تقریب حاصلضرب توزیعها (۲۹) و تابع چگالی توزیع پسین  $p(x_k, \beta_k | y_{1:k})$  می‌توان محاسبات زیر را طبق آنچه در بخش ۳-۲ آورده شد، انجام داد:

$$\begin{aligned}
 KL(p(x_k, \beta_k | y_{1:k}) || p(x_k) p(\beta_k)) &= \\
 \int p(x_k) p(\beta_k) \log\left(\frac{p(x_k) p(\beta_k)}{p(x_k, \beta_k | y_{1:k})}\right) dx_k d\beta_k
 \end{aligned} \quad (30)$$

برای حداقل‌سازی واگرایی کالیک-لیبلر فوق با ثابت نگه داشتن  $p(x_k)$ ، تابع چگالی  $p(\beta_k)$  را مطابق توضیحات و روابط بخش ۳-۲ به صورت زیر بدست آورد.

$$\begin{aligned}
 e_k &= x_k - \hat{x}_{k|k-1} \\
 &= f(x_{k-1}) + \omega_{k-1} - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j \lambda_j x_{k-j} \\
 &\quad - f(\hat{x}_{k-1}) - \sum_{j=1}^k (-1)^j \lambda_j \hat{x}_{k-j} \\
 &= f(\hat{x}_{k-1}) + F_x(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) \\
 &\quad + \omega_{k-1} - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j \lambda_j x_{k-j} \\
 &\quad - f(\hat{x}_{k-1}) + \sum_{j=1}^k (-1)^j \lambda_j \hat{x}_{k-j} \\
 &= F_x(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + \omega_{k-1} \\
 &\quad - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j \lambda_j (x_{k-j} - \hat{x}_{k-j})
 \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned}
 P_{k|k-1} &= E[e_k e_k^T] \\
 &= F_x P_{k-1} F_x^T + Q_{k-1} + \sum_{j=1}^k \lambda_j P_{k-j|k-j} \lambda_j^T
 \end{aligned} \quad (24)$$

برای سیکل به روز رسانی<sup>۱</sup> از روش استنباط بیزین تغییراتی استفاده می‌شود. اگر چگالی پسین گام قبلی یعنی  $k-1$  بصورت  $p(x_k | y_{1:k-1}) \approx N(x_k | m_{k|k-1}, P_{k|k-1})$  تقریب زده شود و تابع چگالی اندازه‌گیری‌های نویزی با توزیع تی را براساس ترکیب گوسی می‌توان بصورت زیر نوشت:

$$p(y_k | x_k) \quad (25)$$

$$= \int p(y_k | x_k, \beta_k) p(\beta_k) d\beta_k$$

که  $\beta_k$  متغیر کمکی تصادفی با توزیع گاما بصورت  $\beta_k \sim \text{Gam}(\frac{g}{2}, \frac{g}{2}) \propto \beta_k^{\frac{g}{2}-1} e^{-\frac{g}{2}\beta_k}$  می‌باشد و  $p(y_k | x_k, \beta_k)$  توزیع گوسی با تابع چگالی (۲۶) می‌باشد.

$$p(y_k | x_k, \beta_k) = N(h(x_k), \frac{1}{\beta_k} R_k) \quad (26)$$

تابع چگالی توام  $x_k$  و  $\beta_k$  با استفاده از قانون بیز بصورت زیر محاسبه می‌گردد.

<sup>1</sup> Updating cycle

چگالی  $p(x_k)$  را طبق رابطه (۳۳) بدست آورده این حلقه  $N$  بار تکرار می شود.

## ۵- نتایج شبیه سازی

مثال ۱- سیستم غیرخطی مرتبه کسری (۳۶) با مشخصات نویز (۳۷) در نظر بگیرید. فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه کسری طراحی شده در مرجع [۸] نیز جهت مقایسه با فیلتر طراحی شده ما پیاده سازی و اجرا شده است. در اجرای فیلتر کالمن توسعه یافته مرجع [۸] تمام اطلاعات نویز یعنی نویز اصلی با واریانس  $R$  و نویزهای دورافتاده با واریانس  $100R$  از ابتدا مشخص می باشند.

$$\begin{cases} \Delta^{\alpha} x(t+1) = \\ 0.5x(t) + \frac{25x(t)}{1+x(t)} + 8\cos(1.2t) + w(t) \\ y(t) = \frac{1}{20}x(t)^2 + v(t) \end{cases} \quad (34)$$

$$w_k \sim N(0, Q)$$

$$v_k \sim \begin{cases} N(0, R), & \text{w.p. } 0.9 \\ N(0, 100R), & \text{w.p. } 0.1 \end{cases} \quad (35)$$

که  $\alpha$  مرتبه کسری مدل فضای حالت سیستم مرتبه کسری غیرخطی تصافی می باشد که دارای بازه ی مقادیر حقیقی بین صفر الی دو می باشد. که در اینجا  $0.5$  در نظر گرفته شده است. نویز سیستم  $w_k$  دارای توزیع گوسی با میانگین صفر و ماتریس کواریانس  $Q$  بوده  $N(0, Q)$ ، اما  $90$  درصد نویز اندازه گیری  $v(t)$  از توزیع  $N(0, R)$  تولید می شود و  $10$  درصد از توزیع با کواریانس بشدت افزایش یافته  $100R$  یعنی  $N(0, 100R)$  تولید می گردد، این ده درصد نویز، مدل کننده ی داده های دورافتاده می باشد. مطابق بخش ۳-۳ نویز گوسی  $N(0, Q)$  با نویز  $St(0, Q, 3)$  قابل تقریب است. با انتخاب این نوع ساختار برای نویز اندازه گیری، قابلیت فیلتر طراحی شده در ردیابی حالت در حضور عدم قطعیت داده های دورافتاده آشکار می گردد. جهت مقایسه نتایج، فیلتر کالمن توسعه یافته ارائه شده در [۸] با همین مقادیر نویز سیستم و اندازه گیری اجرا می شود و نتایج این فیلتر توسعه یافته با فیلتر طراحی شده در این مقاله، مقایسه شده که نتایج شبیه سازی در شکل های ۲ و ۳ نشان داده شده است. همچنین با استفاده از رابطه (۳۶) ریشه متوسط مربع خطا<sup>۱</sup> را به ازای  $100$  اجرای مونت کارلو<sup>۲</sup>

$$\begin{aligned} \ln p(\beta_k) &= \langle \ln p(x_k, \beta_k | y_{1:k}) \rangle_{p(x_k)} + c \\ &= -\frac{1}{2} \beta_k \bar{\chi}_k + \left( \frac{g+d}{2} - 1 \right) \ln \beta_k - \frac{g\beta_k}{2} + c \end{aligned} \quad (31)$$

که  $\bar{\chi}_k$  برابر است با:

$$\begin{aligned} \bar{\chi}_k &= \langle (y_k - h(x_k))^T R_k^{-1} (y_k - h(x_k)) \rangle_{p(x_k)} \\ &= \text{tr} \left( \langle (y_k - h(x_k))^T (y_k - h(x_k)) \rangle_{p(x_k)} \cdot \Sigma_k^{-1} \right) \end{aligned}$$

و ترم  $\langle (y_k - h(x_k))^T (y_k - h(x_k)) \rangle_{p(x_k)}$  امید ریاضی تابع غیرخطی با تابع چگالی  $p(x_k) = N(x_k, \hat{x}_k, P_k)$  می باشد.  $\beta_k$  دارای توزیع گاما بصورت  $\beta_k \sim \text{Gam}(\frac{g+d}{2}, \frac{\bar{\chi}_k + g}{2})$  با متوسط  $\bar{\beta}_k$  بوده که مقدار متوسط آن برابر است با:

$$\begin{aligned} \bar{\beta}_k &= E[\beta_k] \\ &= \int \beta_k p(\beta_k) d\beta_k = \frac{g+d}{g + \bar{\chi}_k} \end{aligned} \quad (32)$$

بصورت مشابه روند بالا و با مینیم سازی واگرایی کولبک-لیبلر ولی این بار با ثابت نگه داشتن  $p(\beta_k)$ ، تابع چگالی  $p(x_k)$  را به صورت (۳۳) می توان محاسبه نمود.

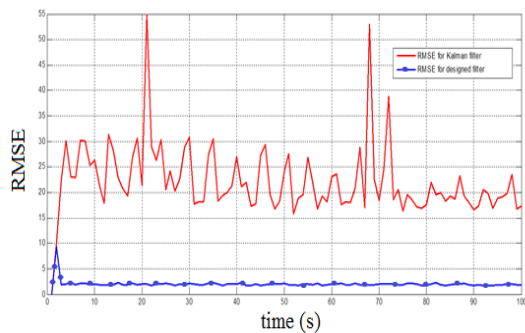
$$\begin{aligned} \ln p(x_k) &= \langle \ln p(x_k, \beta_k | y_{1:k}) \rangle_{p(\beta_k)} + c \\ &= -\frac{1}{2} \bar{\beta}_k (y_k - h(x_k))^T \Sigma_k^{-1} (y_k - h(x_k)) \\ &\quad - \frac{1}{2} (x_k - m_{k|k-1})^T P_{k|k-1}^{-1} (x_k - m_{k|k-1}) + c \end{aligned} \quad (33)$$

رابطه (۳۳) معادل مساله تخمین حالت در گام به روز رسانی برای فیلتر کالمن غیرخطی و با ماتریس کواریانس اندازه گیری  $\frac{1}{\beta_k} \Sigma_k$  می باشد، بنابراین روش بیزی تغییراتی با ایجاد یک حلقه تکراری با تعداد تکرار ثابت  $N$ ، توزیع نهایی حالت  $x_k$  و  $\beta_k$  را بدین صورت تقریب می زند:

با ثابت فرض کردن تابع چگالی  $p(x_k)$ ، تابع چگالی  $p(b_k)$  را از رابطه (۳۱) بدست آورده سپس با دانستن این تابع چگالی، تابع

<sup>1</sup> Root mean square error (RMSE)

<sup>2</sup> Monte-Carlo runs



شکل ۴: مقایسه ریشه متوسط مربع خطا

مثال ۲- در این مثال قدرت و توانایی فیلتر طراحی شده برای ردیابی اهداف مانوردار بررسی می گردد. در مسایل کنترل ترافیک هوایی، هدف دارای دو نوع حرکت مستقیم یکنواخت و حرکت مانوردار است [۲۰، ۲۱]. دینامیک هدف با مدل دور مرتبه کسری (۳۷) مدل سازی شده است. بردار حالت برابر با  $X = (x, y, v_x, v_y, \omega)$  بوده که موقعیت مکانی دو بعدی هدف با  $(x, y)$  و سرعت آن با  $(v_x, v_y)$  مشخص می گردد و  $\omega$  نرخ چرخش هدف است. مدل دینامیکی هدف عبارت است از:

$$\Delta^{\alpha} X(k) = \begin{pmatrix} 1 & \frac{\sin(w \Delta t)}{w} & 0 & \frac{-1 + \cos(w \Delta t)}{w} & 0 \\ 0 & \cos(w \Delta t) & 0 & -\sin(w \Delta t) & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos(w \Delta t)}{w} & 1 & \frac{\sin(w \Delta t)}{w} & 0 \\ 0 & \sin(w \Delta t) & 0 & \cos(w \Delta t) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} X(k) + e_k \quad (37)$$

به منظور تخمین موقعیت و سرعت هدف، راداری در مرکز صفحه قرار گرفته که موقعیت و سمت هدف را با معادله اندازه گیری (۳۸)، اندازه گیری می کند:

$$Z_k = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \end{bmatrix} + v_k \quad (38)$$

که  $e_k$  نویز پروسه دارای توزیع گوسی  $N(0, Q_k)$  به صورت

$$Q_k = \begin{bmatrix} e_1 M & 0 & 0 \\ 0 & e_1 M & 0 \\ 0 & 0 & e_2 \end{bmatrix} \quad \text{می باشد. که} \quad M = \begin{bmatrix} \Delta t^3/3 & \Delta t^2/2 \\ \Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad e_1 = 1, e_2 = 0.1$$

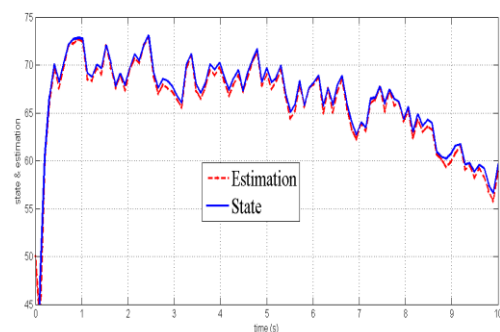
که  $\Delta t = 0.1$ ،  $\alpha$  مرتبه کسری مدل فضای حالت که در این مثال برابر ۰/۹۵ در نظر گرفته شده است. از طرفی  $v_k$  نویز اندازه گیری

( $N=100$ ) برای دو فیلتر طراحی شده و کالمن توسعه یافته محاسبه شده،

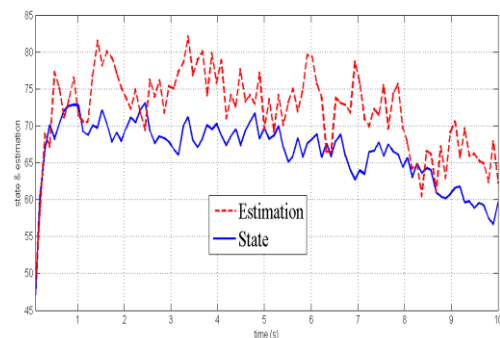
که نتیجه در شکل ۴ نمایش داده شده است.

$$RMSE(k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_k^i - \hat{x}_k^i)^2} \quad (36)$$

شکل ۲ عملکرد فیلتر طراحی شده را برای سیستم مرتبه کسری با مرتبه ۰/۵ در حضور نویزهایی با مقادیر دورافتاده نشان می دهد. همانطوری که در این شکل قابل مشاهده است فیلتر ارائه شده به خوبی و با دقت بسیار بالایی متغیر حالت را تخمین زده و تاثیر حضور مقادیر دورافتاده را حذف نموده است. اما شکل ۳ پاسخ فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه کسری ارائه شده در مرجع [۸] را نشان می دهد که در برابر داده های اندازه گیری دورافتاده دارای خطای تخمین بزرگتری می باشد.



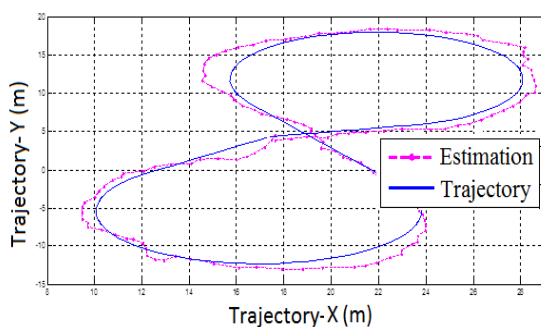
شکل ۲: تخمین حالت با فیلتر ارائه شده



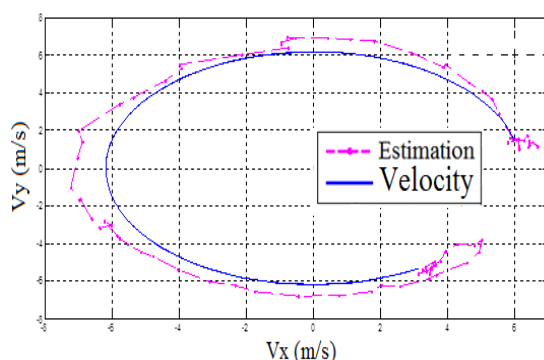
شکل ۳: تخمین حالت با فیلتر کالمن توسعه یافته

در شکل ۴ ریشه متوسط مربع خطا RMSE برای دو فیلتر به ازای ۱۰۰ اجرای مستقل مونت کارلو مطابق رابطه (۳۶) نمایش داده شده است. نوسانات زیاد همراه با دامنه ی بزرگ برای فیلتر کالمن مرتبه کسری نمایشگر خطای تخمین زیاد در ردیابی اهداف می باشد. که چنانچه واریانس و احتمال حضور این داده های دورافتاده بیشتر گردد منجر به واگرایی فیلتر کالمن توسعه یافته شده است. با توجه به شکل ۴ عملکرد فیلتر طراحی شده برای داده های دورافتاده بسیار مناسب بوده که نشان دهنده ی مقاوم بودن این فیلتر در برابر داده های دورافتاده است.

تکرار آزمایش و با متوسط گیری خطای تخمین موقعیت هدف و خطای تخمین سرعت هدف را نشان می دهد. همانگونه که در جدولهای ۱ و ۲ قابل مشاهده است فیلتر طراحی شده در این مقاله با خطای کم، موقعیت و سرعت هدف را تخمین زده که با افزایش واریانس داده های دورافتاده اندکی متوسط خطای تخمین افزایش می یابد. اما فیلتر کالمن توسعه یافته در مقابل این نویز اندازه گیری و داده های دورافتاده واگرا شده و قادر به ردیابی هدف نمی باشد. جدول ۳ یعنی حالتی که نویز اندازه گیری فاقد داده های دورافتاده است نشان می دهد که فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه کسری، اندکی دارای پاسخ و دقت بهتری در تخمین حالت نسبت به فیلتر تی می باشد که دلیل آن به استفاده از تقریبهای استفاده شده در طراحی فیلتر تی ارائه شده باز می گردد. از طرفی از آنجا که فیلتر تی ارائه شده یک فیلتر کالمن با تقریبهای بکار رفته جهت ارائه فرم بسته برای این فیلتر می باشد (در واقع با استفاده از تقریبهای بکار رفته در استنباط بیرین، ما یک فیلتر کالمن گوسی با مقادیر میانگین و واریانس تغییر یافته در هرگام داریم) زمان، سرعت و حجم فضای حافظه اشغالی پردازنده جهت اجرای این فیلتر تقریباً مانند فیلتر کالمن توسعه یافته بوده و طبعاً این فیلتر می تواند در تمامی پرونده های صنعتی برخط با دقت بسیار بالا بکار گرفته شود.



شکل ۵: مسیر حرکت هدف و تخمین مسیر با فیلتر ارائه شده



شکل ۶: سرعت هدف و تخمین سرعت با فیلتر ارائه شده

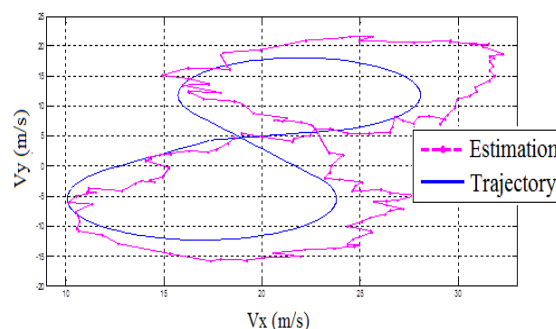
می باشد که دارای دو توزیع طبق رابطه (۳۵) می باشد. بخش اول توزیع یعنی  $N(0, R)$  که یک توزیع گوسی با متوسط صفر و ماتریس کواریانس  $R$  می باشد که نقش توزیع اصلی را بازی می کند. بخش دوم نویز یعنی  $N(0, 100R)$  که یک توزیع گوسی با متوسط صفر و ماتریس کواریانس  $100R$  می باشد که نقش داده های دورافتاده را بازی می کند. با پیاده سازی فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه کسری مرجع [۸] در حضور این نویز اندازه گیری همراه با داده های دورافتاده، مشاهده گردید این فیلتر نمی تواند هدف مانوردار را ردیابی کند. یعنی با اجرای چندین باره فیلتر توسعه یافته بدلیل حضور نویزهایی با واریانس بالا، یا منجر به واگرایی فیلتر کالمن توسعه یافته گشته و یا خطای تخمین بسیار بزرگی پدید می آید که در نتیجه عدم رهگیری هدف مخصوصاً زمانیکه هدف در حال مانور است اتفاق می افتد. لیکن اگر نویز اندازه گیری را با تابع چگالی تی به صورت  $St(0, Q, 3)$  تقریب بزیم (یعنی نویز اندازه گیری با توزیع تی در نظر گرفته شود) و فیلتر طراحی شده در این مقاله را به منظور تخمین هدف پیاده سازی کنیم، مشاهده می شود فیلتر طراحی شده به خوبی هدف مانوردار را ردیابی نموده و موقعیت و سرعت هدف را مطابق با شکلهای ۵ و ۶ با دقت بالایی تخمین می زند. چرا که این مدل سازی با توزیع تی به خوبی نسبت به داده های دورافتاده مقاوم بوده و فیلتر تحت تاثیر نویزهای دورافتاده قرار نمی گیرد. نتایج عملکردی فیلتر طراحی شده برای تخمین هدف مانوردار در شکلهای ۵، ۶ و ۷ نشان داده شده است. نقطه شروع حرکت هدف مانوردار نقطه  $[16.5, 4, 1, 0.25, 1]$  می باشد. هدف دارای سه نوع حرکت مختلف چپگرد، راست گرد، حرکت مستقیم الخط به ترتیب با مقادیر  $w = 1$ ،  $w = -1$  و  $w = 0$  می باشد. مطابق شکل ۵ هدف دارای مانور چپ، حرکت مستقیم و نهایتاً مانور راست می باشد که این حرکت بیانگر حرکت هدف با مانور بالاست. همانگونه که در این شکل قابل مشاهده است موقعیت هدف به خوبی ردیابی شده و در قسمتهایی که هدف در حال مانور است، خطای ردیابی زیاد شده اما فیلتر در گامهای بعدی جبران و خطای تخمین کاهش یافته است این پاسخ به ازای واریانس داده های دورافتاده  $100R$  و با احتمال حضور ۱۰ درصد می باشد. شکل ۶ سرعت هدف و تخمین سرعت آن را با استفاده از فیلتر طراحی شده نشان می دهد که بیانگر تخمین سرعت هدف با خطای کوچک می باشد. در شکل ۷ مجدداً به تخمین موقعیت و مسیر حرکت هدف پرداخته شده اما واریانس داده های دورافتاده دو برابر یعنی  $200R$  منظور شده است. همانگونه که در این شکل قابل مشاهده است ردیابی شده اما میزان خطای تخمین موقعیت هدف افزایش یافته است. جدولهای ۱، ۲ و ۳ نتایج شبیه سازی برای دو فیلتر کالمن توسعه یافته و تی را به ازای سه حالت مختلف نویز اندازه گیری با مقادیر داده های دورافتاده، یعنی با مقادیر  $100R$ ،  $200R$  و بدون داده های دورافتاده (یعنی حالتی که نویز اندازه گیری فقط دارای جمله اصلی بصورت  $N(0, R)$  بوده و فاقد داده های دورافتاده است) به ازای ۱۰۰ بار

## ۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک تخمینگر حالت برای سیستمهای مرتبه کسری غیرخطی تصادفی در حضور نویز سیستم با توزیع گوسی و نویز اندازه گیری با توزیع تی طراحی شده است. کاربرد اصلی این فیلتر برای مسایل ردیابی اهداف زمانیکه در محیط نویزهایی با پراکندگی بالا موجود است، می باشد. در این مقاله با طراحی فیلتر حالت برای سیستمهای مرتبه کسری با استفاده از روش استنباط بیزین تغییراتی نشان دادیم، زمانیکه اندازه گیریها تحت تاثیر نویزهایی با مقادیر دورافتاده زیادی باشند، مدلسازی این داده های نویزی در معادله خروجی مدل فضای حالت با توزیع تی به جای توزیع گوسی و طراحی فیلتر حالت برای این مدل، دقت ردیابی و همچنین مقام بودن فیلتر طراحی شده را افزایش می دهد.

## مراجع

- [1] C. A. Monje, Y. Chen, B. M. Vinagre, D. Xue, and V. Feliu-Batlle, Fractional-order systems and controls: fundamentals and applications: Springer Science & Business Media, 2010.
- [2] Y. Luchko, "Maximum principle for the generalized time-fractional diffusion equation," Journal of Mathematical Analysis and Applications, vol. 351, pp. 218-223, 2009.
- [3] Z. Yanzhu and X. Dingyu, "Modeling and simulating transmission lines using fractional calculus," in Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2007. WiCom 2007. International Conference on, 2007, pp. 3115-3118.
- [4] N. Engheia, "On the role of fractional calculus in electromagnetic theory," Antennas and Propagation Magazine, IEEE, vol. 39, pp. 35-46, 1997.
- [5] M. S. Tavazoei and M. Haeri, "A note on the stability of fractional order systems," Mathematics and Computers in Simulation, vol. 79, pp. 1566-1576, 2009.
- [6] D. Baleanu, J. A. T. Machado, and A. C. Luo, Fractional dynamics and control: Springer Science & Business Media, 2011.
- [7] D. Sierociuk and A. Dzielinski, "Fractional Kalman filter algorithm for the states, parameters and order of fractional system estimation," International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, vol. 16, p. 129, 2006.



شکل ۷: مسیر حرکت هدف و تخمین مسیر با فیلتر ارائه شده به ازای ۲۰۰R

جدول ۱: خطای متوسط تخمین با داده های دورافتاده 100R

| خطای متوسط تخمین با داده های دورافتاده 100R | فیلتر student's t | فیلتر کالمن توسعه یافته |
|---------------------------------------------|-------------------|-------------------------|
| خطای متوسط تخمین موقعیت هدف [m]             | 1.7               | واگرا                   |
| خطای متوسط تخمین سرعت هدف [m/s]             | 0.8               | واگرا                   |

جدول ۲: خطای متوسط تخمین با داده های دورافتاده 200R

| خطای متوسط تخمین با داده های دورافتاده 200R | فیلتر student's t | فیلتر کالمن توسعه یافته |
|---------------------------------------------|-------------------|-------------------------|
| خطای متوسط تخمین موقعیت هدف [m]             | 3.1               | واگرا                   |
| خطای متوسط تخمین سرعت هدف [m/s]             | 1.2               | واگرا                   |

جدول ۳: خطای متوسط تخمین بدون داده های دورافتاده

| خطای متوسط تخمین بدون داده های دورافتاده | فیلتر student's t | فیلتر کالمن توسعه یافته |
|------------------------------------------|-------------------|-------------------------|
| خطای متوسط تخمین موقعیت هدف [m]          | 1                 | 0.9                     |
| خطای متوسط تخمین سرعت هدف [m/s]          | 0.5               | 0.44                    |

- [14] I. Arasaratnam and S. Haykin, "Cubature kalman filters," IEEE Transactions on automatic control, vol. 54, pp. 1254-1269, 2009.
- [15] R. J. Meinhold and N. D. Singpurwalla, "Robustification of Kalman filter models," Journal of the American Statistical Association, vol. 84, pp. 479-486, 1989.
- [16] J. Mattingley and S. Boyd, "Real-time convex optimization in signal processing," IEEE Signal processing magazine, vol. 27, pp. 50-61, 2010.
- [17] M. Roth, E. Özkan, and F. Gustafsson, "A Student's t filter for heavy tailed process and measurement noise," in 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2013, pp. 5770-5774.
- [18] N. D. Lawrence, "Variational inference in probabilistic models," University of Cambridge, 2001.
- [19] C. M. Bishop, "Pattern recognition," Machine Learning, vol. 128, 2006.
- [20] Y. Bar-Shalom, P. K. Willett, and X. Tian, Tracking and data fusion: YBS publishing, 2011.
- [21] T. Yuan, Y. Bar-Shalom, P. Willett, R. Ben-Dov, and S. Pollak, "A comparison of multiple-IMM estimation approaches using EKF, UKF, and PF for impact point prediction," in SPIE Defense+ Security, 2014, pp. 90920D-90920D-15.
- [8] D. Sierociuk, I. Tejado, and B. M. Vinagre, "Improved fractional Kalman filter and its application to estimation over lossy networks," Signal Processing, vol. 91, pp. 542-552, 2011.
- [9] D. Sierociuk and P. Ziubinski, "Fractional order estimation schemes for fractional and integer order systems with constant and variable fractional order colored noise," Circuits, Systems, and Signal Processing, vol. 33, pp. 3861-3882, 2014.
- [10] D. Sierociuk, "Fractional Kalman Filter algorithms for correlated system and measurement noises," Control and Cybernetics, vol. 42, 2013.
- [11] H. Sadeghian, H. Salarieh, A. Alasty, and A. Meghdari, "On the general Kalman filter for discrete time stochastic fractional systems," Mechatronics, vol. 23, pp. 764-771, 2013.
- [12] H. Torabi, N. Pariz, and A. Karimpour, "Kalman filters for fractional discrete-time stochastic systems along with time-delay in the observation signal," The European Physical Journal Special Topics, vol. 225, pp. 107-118, 2016.
- [13] H. W. Sorenson and D. L. Alspach, "Recursive Bayesian estimation using Gaussian sums," Automatica, vol. 7, pp. 465-479, 1971.

[۲۲] حمید خالوزاده، عطیه کشاورز محمدیان، "مروری بر کاربردهای

نظریه تخمین، شناسایی و کنترل تصادفی در سیستمهای صنعتی"، مجله

کنترل، جلد ۸، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۳، صفحه ۱۴۱-۱۱۹