S E S 2 0 2 6
Twenty-second International Scientific Conference
SPACE, ECOLOGY, SAFETY
20 – 24 October 2026, Stara Zagora, Bulgaria

ПРОГНОСТИЧЕН МОДЕЛ ЗА АДАПТИВНО РАДИОЕЛЕКТРОННО ПРОТИВОДЕЙСТВИЕ НА РОЯЦИ БЛА ЧРЕЗ МНОГОКАНАЛНА КАЛМАНОВА ФИЛТРАЦИЯ

Филип Илиев, Георги Сотиров

Институт за космически изследвания и технологии – Българска академия на науките
e-mail: fgi@mail.bg; GSotirov@mail.space.bas.bg

Ключови думи: *многоканална Калманова филтрация, краткосрочно прогнозиране, анализ на иновациите, прогнозна неопределеност, адаптивно радиоелектронно противодействие, рояци БЛА*

Резюме: *Предлага се прогностичен модел, обединяващ многоканална Калманова филтрация, диагностична обработка и краткосрочно прогнозиране като информационна основа за адаптивно радиоелектронно противодействие на рояци БЛА. Прогнозната оценка се допълва с информация за нейната неопределеност и съгласуваността на измерванията с модела. Симулационното сравнение между базов и еталонен филтър показва значението на правилното шумово описание за точността и достоверността на прогнозната неопределеност.*

A PREDICTIVE MODEL FOR ADAPTIVE ELECTRONIC COUNTERMEASURES AGAINST UAV SWARMS USING MULTI-CHANNEL KALMAN FILTERING

Filip Iliev, Georgi Sotirov

Space Research and Technology Institute – Bulgarian Academy of Sciences
e-mail: fgi@mail.bg; GSotirov@mail.space.bas.bg

Keywords: *multi-channel Kalman filtering, short-term prediction, innovation analysis, prediction uncertainty, adaptive electronic countermeasures, UAV swarms*

Abstract: *A predictive model is proposed that integrates multi-channel Kalman filtering, diagnostic processing, and short-term prediction to provide an information basis for adaptive electronic countermeasures against UAV swarms. The predicted state estimate is supplemented with information on its uncertainty and the consistency of the measurements with the model. A simulation-based comparison between baseline and reference filters demonstrates the importance of accurate noise modelling for prediction accuracy and the validity of the associated uncertainty estimates.*

Въведение

Адаптивното радиоелектронно противодействие на рояци безпилотни летателни апарати (БЛА) изисква обработка на информация с различна точност и наличност във времето. Повишеният измервателен шум и прекъсванията на данните налагат съвместно разглеждане на оценяваното състояние, неговата неопределеност и съгласуваността на измерванията с модела.

Многоканалната Калманова филтрация позволява обединяване на измерванията и рекурсивно оценяване на състоянието [1, 2]. Настоящата работа допълва тези функции с диагностика и краткосрочно прогнозиране в обща структура и изследва чрез симулационен сценарий влиянието на шумовото описание и наличността на данните върху прогнозния резултат.

1. Постановка на задачата за многоканално оценяване и прогнозиране

Разглежда се оценяване и прогнозиране на динамичен процес чрез измервателни канали с различна точност и наличност на данните. Под измервателен канал се разбира информационен поток към оценяващата система.

1.1. Модел на динамичната система и многоканалните наблюдения

За теоретична основа се приема линейна дискретна стохастична система с многоканални наблюдения:

(1) $$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{y}_{i,k} = \mathbf{H}_{i,k}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{i,k}, \quad i = 1, \dots, M.$$

Тук ($\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$) е векторът на състоянието в момент k; $\mathbf{F}_k$ е матрицата на прехода; $\mathbf{w}_k$ е процесният шум с нулева средна стойност и ковариационна матрица $\mathbf{Q}_k$. Процесният шум описва случайните отклонения спрямо приетия динамичен модел. Матрицата $\mathbf{H}_{i,k}$ свързва състоянието с наблюдаваните величини в i-тия канал, а $\mathbf{v}_{i,k}$ е измервателният шум с нулева средна стойност. Броят на каналите е M.

Приема се, че процесният шум и общият вектор на измервателните шумове са бели във времето. Процесният шум е некорелиран с измервателните шумове, а всички шумове са некорелирани с началната грешка на оценяване. Допускат се корелации между измервателните шумове на различните канали в един и същ времеви момент. Началната оценка на състоянието и ковариационната матрица на грешката ѝ се задават съответно чрез $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}$ и $\mathbf{P}_{0|0}$.

Наличните измервания се представят чрез общ векторен модел на наблюденията $\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$. Матрицата $\mathbf{R}_k = \mathrm{Cov}(\mathbf{v}_k)$ отчита измервателната неопределеност и междуканалните корелации и е блоково-диагонална при некорелирани измервателни шумове. Пренебрегването на съществуващи корелации може да доведе до подценяване на грешката на общата оценка. Възможността за възстановяване на състоянието зависи от наблюдаемостта на системата чрез наличната последователност от измервания.

1.2. Рекурсивно оценяване и прогнозиране на състоянието

Калмановата филтрация изпълнява едностъпкова прогноза по динамичния модел и корекция чрез измерванията [2]. Прогнозната оценка и ковариацията на грешката ѝ са:

(2) $$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \quad \mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}.$$

Разликата между действителното и прогнозираното измерване формира иновацията $\boldsymbol{\nu}_k$, чиято ковариационна матрица е $\mathbf{S}_k$:

(3) $$\boldsymbol{\nu}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \quad \mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k.$$

При обратима матрица $\mathbf{S}_k$ Калмановото усилване и коригираната оценка се определят чрез:

(4) $$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T\mathbf{S}_k^{-1}, \quad \hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k\boldsymbol{\nu}_k.$$

За актуализиране на ковариационната матрица на грешката на оценяване се използва формата на Джоузеф, подходяща за числена реализация [2]:

(5) $$\mathbf{P}_{k|k} = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k\right)\mathbf{P}_{k|k-1}\left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k\right)^T + \mathbf{K}_k\mathbf{R}_k\mathbf{K}_k^T.$$

Тук $\mathbf{I}$ е единичната матрица. При линейния модел, съвместно гаусови начално състояние и шумове и правилно зададени статистически характеристики Калмановата оценка минимизира средноквадратичната грешка.

При постоянни матрици $\mathbf{F}$ и $\mathbf{Q}$ прогнозата за h стъпки без междинни измервателни корекции е:

(6) $$\hat{\mathbf{x}}_{k+h|k} = \mathbf{F}^h\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \quad \mathbf{P}_{k+h|k} = \mathbf{F}^h\mathbf{P}_{k|k}\left(\mathbf{F}^h\right)^T + \sum_{j=0}^{h-1}\mathbf{F}^j\,\mathbf{Q}\left(\mathbf{F}^j\right)^T.$$

При скаларния модел със случайни изменения и единичен коефициент на преход прогнозната оценка съвпада с текущата оценка на състоянието, а прогнозната дисперсия нараства с натрупването на процесния шум.

1.3. Надеждност на измерванията и диагностична информация

За оценка на съгласуваността между измерванията и прогнозираното им поведение се използва нормализираната квадратична иновация за отделния канал [3]:

(7) $$d_{i,k} = \boldsymbol{\nu}_{i,k}^T\mathbf{S}_{i,k}^{-1}\boldsymbol{\nu}_{i,k}.$$

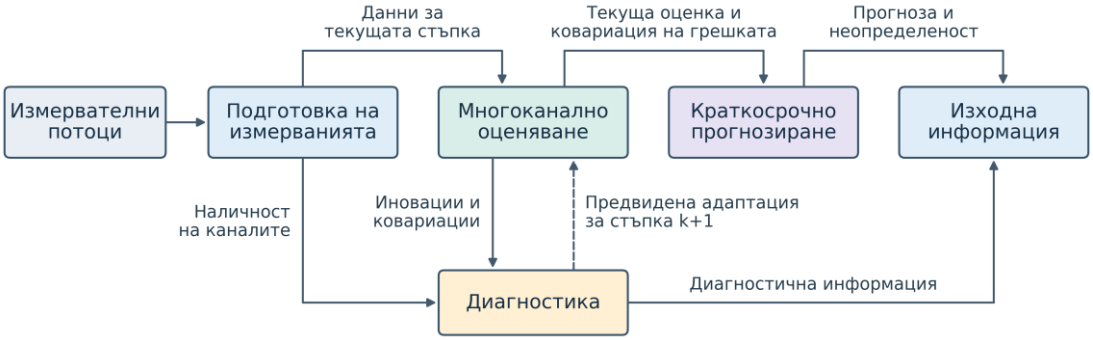
Тук $\boldsymbol{\nu}_{i,k}$ е частта от общата иновация, съответстваща на i-тия канал, а $\mathbf{S}_{i,k}$ е съответният диагонален блок на $\mathbf{S}_k$ от (3). Иновациите се определят спрямо общата прогнозна оценка преди измервателната корекция. Показателят отчита отклонението спрямо очакваната му неопределеност; повишената му стойност показва несъответствие с модела, но сама по себе си не доказва отказ на канала.

2. Структура и принцип на действие на прогностичния модел

Предлаганият модел обединява многоканалното оценяване, диагностичната обработка и краткосрочното прогнозиране като информационна основа за адаптивно вземане на решения.

2.1. Функционална структура и информационни връзки

Моделът включва подготовка на измерванията, многоканално оценяване, диагностика и краткосрочно прогнозиране (фиг. 1). Входните данни съдържат измервателните вектори, времевите им отметки и индикаторите за наличност. Моделите, шумовите ковариации и началните условия са определени в точка 1.



Фиг. 1. Функционална структура на прогностичния модел

Подготовката на измерванията осигурява времевата им съгласуваност и формира общия измервателен вектор и съответните матрици само за наличните канали, като запазва приетите междуканални корелации. Липсващите измервания се изключват от корекцията, без да се заменят с нулеви стойности.

Многоканалното оценяване изпълнява едностъпковата прогноза и измервателната корекция съгласно (2)–(5) и предоставя текущата оценка, ковариацията на грешката, иновациите и техните ковариации. При липса на всички измервания се изпълнява само прогнозната стъпка [4].

Диагностичният блок анализира съгласуваността на измерванията с прогнозираното им поведение, като отчита наличността на каналите и развитието на отклоненията във времето. Структурата предвижда диагностичната информация от момент k да подпомага адаптирането на оценяващата процедура за момент $k+1$. В настоящата симулационна проверка диагностичните показатели се проследяват самостоятелно, а параметрите се задават според базовия и еталонния сравнителен вариант.

Блокът за краткосрочно прогнозиране използва текущата оценка и ковариацията на нейната грешка за определяне на състоянието в избран бъдещ хоризонт съгласно (6). При постъпване на нови измервания прогнозата се обновява. Към изхода се добавя съпровождащата диагностична информация.

2.2. Диагностична информация и принципи на адаптация

Индикаторът $a_{i,k}$ приема стойност 1 при налично измерване от i-тия канал в момент k и 0 при липсващо. Нормализираната квадратична иновация $d_{i,k}$ от (7) се изчислява само при налично измерване и не се заменя с нула при липса на данни. Така наличността се разграничава от съгласуваността на измерванията с модела.

За номиналния линеен гаусов модел, при правилно зададени статистически характеристики и положително определена ковариационна матрица на иновацията, е изпълнено [3]:

(8) $$d_{i,k} \sim \chi^2_{m_i}, \quad \mathbb{E}\left[d_{i,k}\right] = m_i.$$

Тук m_i е размерността на измервателния вектор и броят степени на свобода на хи-квадрат (χ^2) разпределението. Зависимостта в (8) е статистическа основа за оценка на съгласуваността между измерванията и модела. Показателят $d_{i,k}$ е безразмерен и не представлява вероятност за изправност на канала.

Диагностичната интерпретация отчита големината и продължителността на отклоненията. Отклонение в един канал насочва към проверка на неговите измервания, а съгласувани отклонения в няколко канала – и на динамичния модел. Отчитат се междуканалните зависимости и възможните общи източници на измервателна грешка. При

недостатъчни основания причината за отклонението остава неопределена, вместо автоматично да се приписва на отказ на канал.

Адаптивни подходи използват обновяване на измервателната ковариация [5] и анализ на нормализираните иновации [6]. Разграничаването между липсващи данни и несъответствия на измервателния или динамичния модел подпомага последващото развитие на адаптацията. При реализиране на диагностичната обратна връзка следва да се оценят влиянието на едностъпковото закъснение и съгласуваността на изчислените ковариации с действителните грешки. Номиналното разпределение в (8) не се приема автоматично за запазено при адаптивно изменение на параметрите.

2.3. Формиране и интерпретация на прогнозния резултат

Прогнозният резултат включва оценката на вектора на състоянието $\hat{\mathbf{x}}_{k+h|k}$ и ковариационната матрица на прогнозната грешка $\mathbf{P}_{k+h|k}$, определени по (6). Оценката описва състоянието в момент $k+h$ въз основа на информацията до момент k. Хоризонтът h е брой дискретни стъпки, съответстващ на времеви интервал $h\Delta t$, където Δt е периодът на дискретизация.

Диагоналните елементи на ковариационната матрица са дисперсиите на грешките, а извъндиагоналните – ковариациите между тях. Стандартното отклонение за дадена компонента е квадратният корен от съответната дисперсия.

Диагностичната информация допълва ковариационното описание с данни за наличността и съгласуваността на измерванията. Прогнозният хоризонт се избира съобразно динамиката на процеса, неопределеността и валидността на модела, а прогнозата се използва при съвместно отчитане на оценката, нейната неопределеност и диагностичната информация.

3. Постановка на симулационния сценарий и методика за проверка

В симулационния сценарий три измервателни канала с различна измервателна неопределеност предоставят наблюдения на нормализираното отклонение на общ тестов сигнал спрямо зададено опорно ниво. Еталонното състояние се задава при генерирането на сценария и се използва единствено за оценка на резултатите, без да се предоставя на филтъра.

За симулацията се приема скаларен модел със случайни изменения:

(9) $$x_{k+1} = x_k + w_k, \quad w_k \sim \mathrm{N}(0, q), \quad y_{i,k} = x_k + v_{i,k}, \quad v_{i,k} \sim \mathrm{N}(0, r_i), \quad i = 1,2,3.$$

Тук q е дисперсията на процесния шум, а r_i – номиналната дисперсия на измервателния шум в съответния канал. Шумовете са взаимно независими гаусови последователности с нулеви средни стойности. Началното състояние се генерира независимо от шумовете, а параметрите и началните условия са обобщени в табл. 1.

Таблица 1. Основни параметри на симулационната постановка

Параметър	Стойност
Период на дискретизация и продължителност	$\Delta t = 1$ условна единица време; 600 стъпки
Брой измервателни канали и независими реализации	3 канала; 200 реализации
Дисперсия на процесния шум	$q = 0{,}0004$
Номинални измервателни дисперсии	r_1 = 0,0016; r_2 = 0,0036; r_3 = 0,0064
Начални условия	$x_0 \sim \mathrm{N}(0; 0{,}01)$; $\hat{x}_{0\|0} = 0$; $P_{0\|0} = 0{,}01$
Прогнозен хоризонт	h = 5 стъпки

Проверката включва четири сценария – **C0:** номинален режим; **C1:** деветкратно увеличаване на измервателната дисперсия във втория канал; **C2:** прекъсване на измерванията от втория канал; **C3:** прекъсване на измерванията от всички канали. Нарушенията се въвеждат за стъпки 201 до 300 включително, след което номиналните условия се възстановяват. При **C1** действителната дисперсия във втория канал през този интервал е 0,0324.

Сравняват се два варианта на многоканалния Калманов филтър. **Базовият вариант** използва номиналните измервателни дисперсии през цялата реализация. **Еталонният вариант** използва действителните дисперсии, включително промяната при **C1**, и служи като сравнителен ориентир при точно известни шумови характеристики.

За избрания хоризонт грешката на прогнозата се определя чрез:

(10) $$\mathbf{e}_{k,h} = \mathbf{x}_{k+h} - \hat{\mathbf{x}}_{k+h|k} \ .$$

Тук $\mathbf{x}_{k+h}$ е еталонното състояние, а $\hat{\mathbf{x}}_{k+h|k}$ е прогнозната оценка, получена с информацията до момент k. Точността се характеризира чрез корена от средната квадратична грешка (RMSE), осреднена по времевите моменти и независимите реализации:

$$\text{(11)} \qquad \mathrm{RMSE}(h) = \sqrt{\frac{1}{LN}\sum_{s=1}^{L}\sum_{k\in\mathcal{K}}\left(e_{k,h}^{(s)}\right)^2}, \quad N = |\mathcal{K}|.$$

Тук L е броят на независимите реализации, s обозначава съответната реализация, а $\mathcal{K}$ е множеството от N разглеждани моменти на формиране на прогнозата с налично съответстващо еталонно състояние. При хоризонт от пет стъпки (h = 5) допустимите моменти са от 1 до 595 включително. За кривите на прогнозната грешка осредняването се извършва само по реализациите за всеки отделен момент.

Съгласуваността на прогнозната неопределеност с действителните грешки се проверява чрез нормализираната квадратична прогнозна грешка:

$$\text{(12)} \qquad \varepsilon_{k,h} = \frac{e_{k,h}^2}{P_{k+h|k}}.$$

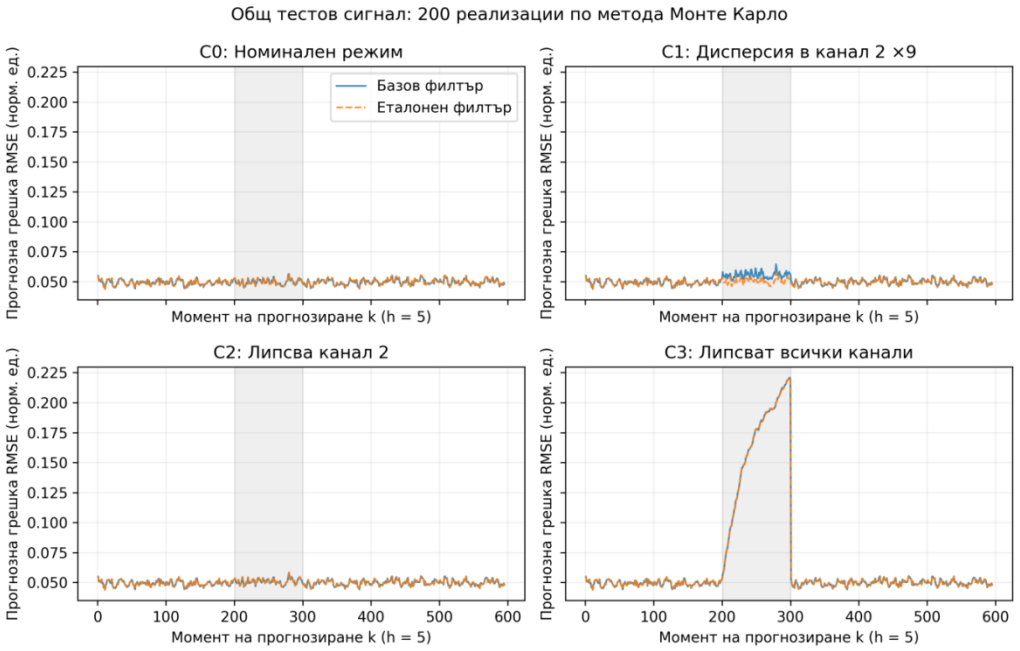
Тук $P_{k+h|k} > 0$ е прогнозната дисперсия на грешката. При нулева средна грешка и правилно определена нейна дисперсия очакваната стойност на показателя е единица. Допълнително се оценява емпиричното покритие на номиналните 95% прогнозни интервали – делът на случаите, в които еталонното състояние попада в интервала, определен от прогнозната оценка плюс и минус 1,96 стандартни отклонения.

Във всяка реализация двата филтъра използват еднакви измервания и начални условия. Между сценариите се запазват общи еталонни траектории и стандартизирани шумови последователности, върху които се прилагат съответните изменения на дисперсията и наличността. Началната стойност на генератора на случайни числа е 20261009.

Резултатите се анализират преди нарушението, по време на него и след възстановяването на номиналните условия. Статистическата неопределеност на обобщените показатели се оценява по независимите реализации, без последователните времеви грешки да се приемат за независими наблюдения. За уточняване на статистическото покритие при **C3** е проведена допълнителна независима проверка с 5000 реализации и начална стойност на генератора 20261010. Резултатите от нея се представят отделно от основната серия.

4. Симулационни резултати

На фиг. 2 е представено изменението на прогнозната грешка (RMSE) при условията от точка 3. Стойността във всяка точка от кривите е изчислена по независимите реализации за съответния момент на формиране на прогнозата.



Фиг. 2. Прогнозна грешка на базовия и еталонния филтър при номинален режим, повишен измервателен шум и прекъсване на измерванията (сценарии C0–C3). Сивата област обозначава стъпки 201–300

В табл. 2 се представя RMSE, изчислена по (11) за прогнозите, формирани през стъпки 201–300. За съпоставимост същият интервал се използва и при номиналния сценарий.

Таблица 2. Прогнозна грешка през стъпки 201–300

Сценарий	RMSE – базов филтър	RMSE – еталонен филтър
C0 – номинален режим	0,04981	0,04981
C1 – повишен шум във втория канал	0,05556	0,05068
C2 – прекъсване на втория канал	0,05084	0,05084
C3 – прекъсване на всички канали	0,16882	0,16882

При номинален режим двата филтъра дават еднакви резултати, тъй като използват идентични модели и шумови характеристики. Получената RMSE е близка до теоретичната установена стойност 0,04946 за избрания модел и прогнозен хоризонт.

При **C1** базовият филтър подценява измервателната неопределеност във втория канал. Еталонният отчита увеличената дисперсия и постига приблизително 8,8% по-ниска RMSE за разглеждания интервал. Средната нормализирана квадратична прогнозна грешка е 1,262 за базовия и 1,016 за еталонния филтър при теоретична очаквана стойност единица.

При **C2** оценяването продължава чрез останалите два канала и прогнозната грешка нараства умерено. При **C3** измервателната корекция отпада и грешката нараства значително, а след възстановяване на данните се връща близо до номиналното ниво. В двата сценария филтрите дават еднакви резултати, тъй като използват еднаква налична информация и шумови характеристики.

При **C3** емпиричното покритие на номиналните 95% прогнозни интервали е 90,6% за основните 200 реализации. Допълнителната независима проверка с 5000 реализации дава покритие 94,9% и средна нормализирана квадратична прогнозна грешка 0,993. Тези резултати подкрепят статистическата съгласуваност на модела и показват значението на броя независими реализации при продължителна липса на измервания.

Заключение

Предложеният модел обединява многоканалното оценяване, диагностичната информация и краткосрочното прогнозиране в обща структура. Симулационната проверка показва значението на правилното шумово описание и наличността на данните за точността и достоверността на прогнозната неопределеност. Резултатите създават основа за последващо реализиране и проверка на диагностична обратна връзка за адаптивно определяне на шумовите характеристики. Бъдещото развитие включва разширяване към многомерни модели и корелирани измервания, както и проверка с реални данни за оценка на приложимостта.

Благодарности: Настоящият доклад е изготвен в рамките на проект по зад. 3.1.7 от Националната научна програма „Сигурност и отбрана“ (приета с ПМС №731 от 21.10.2021 г.) и съгласно Споразумение № Д01-74/19.05.2022 г. между МОН и Институт по отбрана „Професор Цветан Лазаров“.

Литература:

1. Kalman, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35–45.
2. Simon, D. *Optimal State Estimation: Kalman, H∞, and Nonlinear Approaches*. Wiley-Interscience, 2006.
3. Piché, R. Online tests of Kalman filter consistency. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2016, vol. 30, no. 1, pp. 115–124.
4. Sinopoli, B., L. Schenato, M. Franceschetti, K. Poolla, M. I. Jordan, S. S. Sastry. Kalman filtering with intermittent observations. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, vol. 49, no. 9, pp. 1453–1464.
5. Chhabra, A., J. R. Venepally, D. Kim. Measurement noise covariance-adapting Kalman filters for varying sensor noise situations. *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 24, article 8304.
6. Kinatas, H., C. Hajiyev. Adaptive fault-tolerant multiplicative attitude filtering for small satellites. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2025, vol. 39, no. 1, pp. 152–162.