УДК 681.518:519.216
DOI https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.1.2/44

Гриньов М.А.
аспірант кафедри комп'ютерних систем
Національний університет «Одеська політехніка»
ORCID: 0009-0007-7189-4485

ЦІННІСТЬ АДАПТАЦІЇ КОМПЛЕКСУВАННЯ ДАНИХ ДО ПРИХОВАНОЇ ЯКОСТІ СЕНСОРІВ

Розглянуто задачу комплексування даних сенсорів лінійним фільтром, коли якість одного із сенсорів перемикається між справним і деградованим станами відповідно до прихованого процесу з тривалими епізодами. Адаптивні фільтри, що оцінюють якість сенсора в реальному часі, широко розроблені, однак питання, наскільки адаптація виграє порівняно з найкращим фіксованим комплексуванням, зазвичай вирішують статистичним моделюванням для кожного випадку окремо. Мета роботи – встановити, коли і наскільки адаптація до прихованої якості сенсора дає виграш, і запропонувати способи прогнозувати цей виграш без статистичного моделювання. Показано, що найкращим фіксованим лінійним фільтром є фільтр Калмана з коваріацією шуму, усередненою за часткою часу перебування в станах. Для короткої пам'яті оцінювання цінність адаптації визначається розривом Єнсена для увігнутої залежності похибки від рівня шуму і обмежена добутком частки справного стану на розрив надлишковості сенсора; для довгої пам'яті запропоновано відновлювальний розклад цінності на кривизну, виграш пам'яті та вартість відновлення. Отримано точну оцінку втрат від запізнення виявлення і закон впливу розподілу тривалості епізодів. Перевірку виконано на двох системах: моделі повітряних даних безпілотного літального апарата Aerosonde та узагальненій інерціально-супутниковій навігаційній системі. Цінність адаптації становить 5–10 % середньоквадратичної похибки, коли модель і інші сенсори дублюють деградуючий сенсор, і 23–85 %, коли не дублюють. Відновлювальний прогноз збігся з результатами моделювання в 44 із 44 нових комбінацій умов (медіанна похибка 0,26 процентного пункту), а оцінка за розривом Єнсена – лише в 17. За однакових частки і середньої тривалості епізодів регулярні епізоди дають цінність 71,0 %, марковські – 56,8 %, нерегулярні – 40,5 %. Фільтр із взаємодією кількох моделей отримує щонайменше 94,7 % досяжного виграшу; йому потрібно знати рівень шуму деградованого сенсора, але не ймовірності перемикань.

Ключові слова: *комплексування даних, фільтр Калмана, адаптивне оцінювання, прихована якість сенсора, марковське перемикання, фільтр із взаємодією кількох моделей, інерціальна навігація, безпілотний літальний апарат.*

Постановка проблеми. Якість даних сенсорів автономних систем змінюється в часі: сигнали супутникової навігації погіршуються через багатопроменеве поширення та завади, приймач повітряного тиску безпілотного літального апарата (БпЛА) – через воду чи лід, інерціальні датчики – через вібрацію [1, 2]. Такі епізоди деградації виникають і закінчуються випадково, а поточний стан сенсора безпосередньо не спостерігається. Фільтр комплексування даних може або мати сталі параметри, або оцінювати якість сенсорів у реальному часі й адаптуватися до неї.

Адаптивних фільтрів запропоновано дуже багато [3–5], однак адаптація має ціну: вона ускладнює систему, потребує моделей деградованих станів і може погіршити оцінку через запізнення виявлення змін. Тому для проєктувальника головне питання полягає не в тому, як побудувати ще один адаптивний фільтр, а в тому, чи окупиться адаптація взагалі порівняно з найкращим фіксованим фільтром, і наскільки. Сьогодні на це питання відповідають статистичним моделюванням для кожного конкретного випадку. Потрібні критерій і прогнозні оцінки, які дозволяють відповісти заздалегідь.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Адаптивне оцінювання коваріацій шумів розвивається в кількох напрямах. Варіаційний баєсівський підхід [3] оцінює коваріацію шуму вимірювань разом зі станом; у 2024 р. запропоновано адаптивні оцінювачі з виявленням моментів зміни шуму [4]. Фільтри з взаємодією кількох моделей (IMM) [5] явно моделюють перемикання режимів марковським ланцюгом; методику прогнозування їхньої точності запропоновано в [6]. Найкращий лінійний оцінювач для систем з марковськими стрибками, що не залежить від спостереження режиму, отримано в [7], а для спостережень

з невизначеною присутністю – в [8]. Фільтрація з переривчастими спостереженнями досліджувалася в [9], зокрема для напівмарковських ланцюгів – у [10]. Огляд 2024 р. систематизує методи діагностики сенсорів повітряних даних [11].

Ці роботи розробляють алгоритми і досліджують стійкість та точність окремих фільтрів, але не дають критерію, який заздалегідь показує, наскільки адаптація до прихованої якості сенсора виграє порівняно з найкращим фіксованим комплексуванням, від чого цей виграш залежить і як його прогнозувати, зокрема для систем з довгою пам'яттю оцінювання. Невирішеною частиною проблеми є саме кількісна теорія цінності адаптації.

Постановка завдання. Метою роботи є встановлення умов і величини виграшу від адаптації лінійного комплексування даних до прихованої якості сенсора та розроблення способів прогнозування цього виграшу без статистичного моделювання.

Завдання дослідження:

1) визначити найкращий фіксований лінійний фільтр як базу порівняння;

2) отримати прогнозну оцінку цінності адаптації для короткої пам'яті оцінювання та її межу;

3) побудувати розклад цінності адаптації для довгої пам'яті, закон впливу тривалості епізодів і оцінку втрат від запізнення виявлення;

4) перевірити прогнози на двох системах з різною пам'яттю оцінювання на нових комбінаціях умов;

5) встановити, що має знати реалізований адаптивний фільтр і як на цінність адаптації впливає похибка моделі.

Виклад основного матеріалу

Методи дослідження

Використано методи теорії оцінювання (фільтр Калмана, лінійне оцінювання з мінімальною середньоквадратичною похибкою), теорію марковських і напівмарковських процесів та теорію відновлення, точні рекурсії других моментів для систем зі стрибками і статистичне моделювання методом Монте-Карло. Програмне забезпечення розроблено автором мовою Python. Прогнози обчислювали й фіксували в протоколах до виконання статистичного моделювання; перевірку прогнозів виконано на нових комбінаціях умов, а гіпотези, що не підтвердилися, наведено в тексті.

Під час дослідження використано генеративну мовну модель Claude (Anthropic) як допоміжний інструмент для пошуку й аналізу літератури, розроблення програмного коду моделювання, перевірки аналітичних викладок, оброблення результатів і підготовки тексту. Усі отримані результати, обчислення та висновки перевірено автором, який несе повну відповідальність за зміст статті.

Математична модель

Розглянемо лінійну модель

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k, \qquad y_k = Cx_k + R(s_k)^{1/2} e_k, \qquad (1)$$

де $w_k \sim \mathcal{N}(0, Q)$ і $e_k \sim \mathcal{N}(0, I)$ – незалежні білі шуми; $s_k \in \{0,1\}$ – прихований стан якості деградуючого сенсора (0 – справний, 1 – деградований) з часткою часу π_s і середніми тривалостями періодів m_0, m_1. Для марковського ланцюга тривалості періодів геометричні, для напівмарковського – довільні. Цільова змінна $z = Lx$, критерій – середня за часом квадратична похибка $J(\varphi) = \mathrm{E}\,[L(x - \hat{x})]^2$ фільтра φ.

Розглянуто три класи фільтрів: фіксовані лінійні фільтри, коефіцієнти яких не залежать від даних; адаптивні фільтри (IMM, варіаційний баєсівський фільтр, фільтр, що перемикається за детектором); фільтр-оракул, якому відомий стан S_k. Цінність фільтра визначимо як відносне зменшення середньоквадратичної похибки порівняно з найкращим фіксованим фільтром:

$$v(\varphi) = 1 - \sqrt{J(\varphi)\,/\min_{\text{фікс}} J}, \qquad H = \min_{\text{фікс}} J - J(\mathrm{ORC}), \quad (2)$$

де H – запас, тобто найбільший досяжний виграш.

Теоретичні результати

Лема 1 (найкраще фіксоване комплексування). Шум $v_k = R(s_k)^{1/2} e_k$ білий, з безумовною коваріацією $\bar{R} = \sum_s \pi_s R(s)$ і некорельований із x. Тому фільтр Калмана, розрахований для $\bar{R}$, є оцінювачем з мінімальною середньоквадратичною похибкою серед усіх оцінювачів, лінійних за даними: $\min_{\text{фікс}} J = f(\bar{R})$, де $f(R)$, де $f(R)$– стаціонарна похибка цільової змінної для фільтра Калмана, узгодженого зі сталою коваріацією R. Це частковий випадок результатів [7, 8]. Синтези за найгіршим станом, мінімаксні чи робастні фіксовані синтези в середньому не можуть бути кращими.

Твердження 1 (коротка пам'ять: розрив Єнсена). Функція f увігнута і неспадна за R. Якщо кожен стан забезпечує виявлюваність, а періоди тривалі порівняно з пам'яттю фільтра, то

$$H_{LD} = f(\bar{R}) - \sum_s \pi_s f(R(s)) \le \pi_0 \left(f(R(1)) - f(R(0)) \right) \le \pi_0 \Gamma, \qquad (3)$$

де Γ – розрив надлишковості деградуючого сенсора: різниця похибок без цього сенсора і зі справним сенсором; рівність досягається для повної втрати сенсора. Для прогнозу достатньо трьох розв'язків рівняння Ріккаті. Цінність адаптації велика тоді, коли деградуючий сенсор не дубльований моделлю та іншими сенсорами.

Твердження 2 (ціна запізнення виявлення). Фільтр, що перемикається між двома стаціонарними коефіцієнтами підсилення за детектором з підтвердженням протягом d кроків, є системою з марковськими стрибками на розширеному просторі (стан якості, стан детектора, лічильник); її другі моменти дають точну похибку. У першому наближенні цінність такої адаптації додатна, доки $d\,\pi_1\Delta_{01}/m_1 < H_{LD}$, де Δ_{01} – надлишкова похибка коефіцієнта справного стану в деградованому стані.

Твердження 3 (довга пам'ять: відновлювальний розклад). Нехай процес (апріорна коваріація, стан, вік періоду) ергодичний, $r = 1/(m_0 + m_1)$ – частота пар періодів. Тоді похибка оракула точно розкладається як

$$J_{\text{ORC}} = \sum_s \pi_s f_s + r \sum_s \mathrm{E}\, X_s, \qquad X_s = \sum_{j<\ell_s} \left(LP_j^+ L^\top - f_s\right), \tag{4}$$

де ℓ_s – тривалість періоду стану s, P_j^+ – апостеріорна коваріація на j-му кроці періоду, . Звідси

$$H = \Bigg[f(\bar{R}) - \underbrace{\sum_s \pi_s f_s}_{\text{кривизна}} \Bigg] \underbrace{-\,r\,\mathrm{E}X_1}_{\text{виграш пам'яті}} \underbrace{-\,r\,\mathrm{E}X_0}_{\text{вартість відновлення}}, \tag{5}$$

причому $x_1 < 0$ (вхід у деградацію з доброю коваріацією) і $x_0 > 0$ (відновлення з поганої). Для обчислення середніх використано наближення початкової коваріації періоду: стаціонарною коваріацією іншого стану (TR1) або з одним рівнем пам'яті (TR2). Твердження 1 є границею (5) за $r \to 0$.

НаслідокЯкщо перехідна складова в деградованому стані від'ємна і зростає до нуля, то накопичене відхилення опукле за тривалістю епізоду; отже, більш мінлива тривалість епізодів (у сенсі опуклого порядку за тієї самої середньої) зменшує цінність адаптації: регулярні епізоди > марковські > нерегулярні. Твердження 1 до закону розподілу нечутливе.

Довіра до фіксованого фільтра. Для фільтра з $\bar{R}$ відношення фактичної дисперсії до заявленої в стані s дорівнює $c_s = J_s(K_{\bar{R}})/f(\bar{R})$ (два рівняння Ляпунова); $c_1 > 1 > c_0$, і жодне глобальне масштабування не виправляє обидва стани одночасно.

Обчислювальний експеримент

Перша система – лінеаризована поздовжня модель БпЛА Aerosonde [12] на швидкості 20 м/с з частотою 20 Гц, турбулентність Драйдена 30 вузлів на висоті 100 м [13]; фільтр доповнено моделями повільної зміни середнього вітру; деградує приймач повітряного тиску; цільова змінна – повітряна швидкість. Варіанти: S1-wind (з акселерометрами 0,05 м/с², точна модель), S1-vib (акселерометри з вібраційним шумом 0,5 м/с²), S1-drift (повільний дрейф маси, опору і тяги з апріорними відхиленнями 3, 15 і 5 %), S0-wind (без акселерометрів). Пам'ять оцінювання повітряної швидкості – порядку одного відліку.

Друга система – узагальнена одновісна модель похибок інерціально-супутникової навігації з частотою 1 Гц (положення, швидкість, нахил, зміщення акселерометра і гіроскопа) класів промислового MEMS і тактичного рівня; супутникові вимірювання 2 м і 0,1 м/с; варіант INS+VEL містить додатковий датчик швидкості 0,2 м/с. Деградують супутникові вимірювання; цільова змінна – положення. Пам'ять оцінювання – порядку 100 с.

Деградований стан збільшує середньоквадратичне відхилення шуму в p разів: для літака p = 10, 30 або повна втрата сенсора, для навігаційної системи p = 5...100; частка деградованого стану 0,03–0,2, середня тривалість епізодів 10–600 с. Перший етап охоплював 60 комбінацій умов, другий – 72 нові комбінації, зокрема з напівмарковськими епізодами (розподіл Ерланга порядку 4 і гіперекспоненційний з коефіцієнтом варіації 2). Порівнювали фіксовані фільтри (номінальний, усереднений, за найгіршим станом, мінімаксний), оракул, фільтр IMM, варіаційний баєсівський фільтр і фільтри, що перемикаються за детектором із запізненням d.

Результати

Найкраще фіксоване комплексування. У жодній із 60 комбінацій умов фіксований фільтр не перевершив фільтр з усередненою коваріацією зі значущою різницею, що підтверджує лему 1. Ігнорування деградації (номінальний фільтр) збільшує середньоквадратичну похибку до 263 %, мінімаксний фіксований фільтр поступається усередненому до 60 %.

Цінність адаптації визначається надлишковістю. Діапазони цінності адаптації для варіантів набору сенсорів літака наведено на рис. 1. Якщо акселерометри і точна модель дублюють приймач повітряного тиску, адаптація дає лише 5–7 % незалежно від тяжкості деградації; без такого дублювання (шумні акселерометри, відсутність акселерометрів, втрата приймача за дрейфу параметрів) – 23–57 %. Для навігаційної системи адаптація суттєва (не менше 20 %) для тяжкої деградації без додаткового датчика швидкості і для деградації в 20 і 100 разів з ним; в окремих комбінаціях умов цінність досягала 85 %.

Точність прогнозів. Для літака (коротка пам'ять) оцінка (3) відрізнялася від цінності фільтра IMM, отриманої моделюванням, на медіанні 0,07 процентного пункту (24 комбінації з 24 у межах пра-

вила точності). Для навігаційної системи (довга пам'ять) оцінка (3) занижувала цінність у 2–3 рази навіть за епізодів тривалістю 300 с: більша частина виграшу виникає в перехідних процесах після кожного перемикання. На 44 нових комбінаціях умов відновлювальний прогноз (5) збігся з моделюванням у 44 випадках (медіанна похибка 0,26, максимальна 2,2 процентного пункту), тоді як оцінка (3) – лише в 17, з найбільшою похибкою 57 пунктів (9,0 % проти 65,6 %).

Закон тривалості епізодів. Результати для однакових частки (0,1) і середньої тривалості епізодів наведено в табл. 1. Для навігаційної системи з довгою пам'яттю регулярні епізоди дають найбільшу цінність, нерегулярні – найменшу, як передбачає наслідок твердження 3; для повітряної швидкості з короткою пам'яттю закон розподілу не має значення. Оцінка (3) дає 5,4, 37,3 і 35,2 % незалежно від закону, а прогноз (5) з істинним законом розподілу справдився у 12 із 12 комбінацій.

Запізнення виявлення. Цінність фільтра, що перемикається за детектором, не зростала зі збільшенням запізнення d у 44 із 44 комбінацій; оцінка твердження 2 збігалася з моделюванням у межах похибки моделювання (медіанна 1,0 %, максимальна 4,7 %). Для тяжкої деградації запізнене перемикання гірше, ніж відсутність адаптації: для навігаційної системи з деградацією в 100 разів і запізненням 5–30 с цінність становить від −49 до −302 %, для літака з деградацією в 10 разів і запізненням 5 с – від −7 до −22 %.

Що має знати адаптивний фільтр. Фільтр ІММ з правильною матрицею переходів отримує щонайменше 94,7 % цінності оракула в усіх 60 комбінаціях. Помилка матриці переходів у 5 разів за середньою тривалістю епізоду практично не впливає на результат (медіанна втрата 0,02 % цінності), тоді як помилка рівня шуму деградованого стану суттєва: занижений утричі рівень коштує 2–6 пунктів для літака і 4–17 пунктів для навігаційної системи, завищений утричі – до 27 пунктів, а за тривалих епізодів робить адаптацію шкідливою (−11,3 і −13,5 %). Варіаційний баєсівський фільтр із забуванням втрачає до 22 пунктів після епізодів повної втрати сенсора (25,8 % проти 47,7 % для ІММ).

Похибка моделі. Якщо фільтри не моделюють дрейфу маси, опору і тяги, фактична цінність адаптації до приймача повітряного тиску зростає з 6,4–6,9 % (прогноз за моделлю фільтрів) до 11,7–12,8 %: дублювання приймача акселерометрами частково є ілюзією точної моделі. Водночас такі фільтри в 4–7 разів надто впевнені (середній нормований квадрат похибки 4,3–6,9) і отримують лише близько п'ятої частини цінності, яку дала б модель з урахуванням дрейфу (55–56 %).

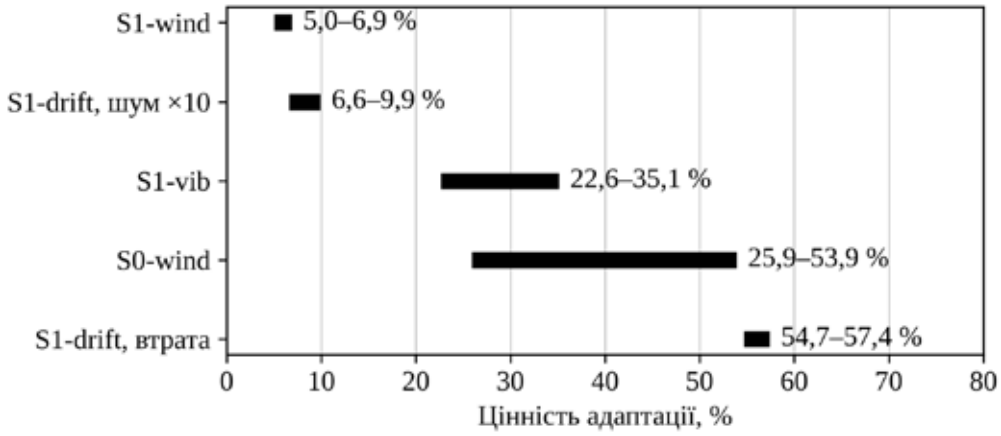

Рис. 1. Цінність адаптації до якості приймача повітряного тиску для варіантів набору сенсорів літака (діапазон за комбінаціями умов): S1-wind – акселерометри 0,05 м/с² і точна модель; S1-drift – дрейф маси, опору і тяги за шуму ×10 або втрати приймача; S1-vib – акселерометри з вібраційним шумом; S0-wind – без акселерометрів

Таблиця 1

Цінність адаптації за різних законів розподілу тривалості епізодів, % (частка 0,1)

Система	Регулярні (Ерланг-4)	Марковські	Нерегулярні (CV = 2)
навігація лише з супутниковими даними	71,0	56,8	40,5
навігація з додатковим датчиком швидкості	68,6	66,1	60,0
повітряна швидкість літака	35,1–35,3	35,1–35,3	35,1–35,3

Довіра. Фільтр з усередненою коваріацією точний у середньому, але в деградованих епізодах його фактична дисперсія в 1,1–29 разів перевищує заявлену (прогноз за двома рівняннями Ляпунова з похибкою до 4 %), тоді як для IMM це відношення становить 0,8–1,1.

Обговорення результатів

Отримані результати перетворюють питання «чи потрібна адаптація?» на розрахунок. Спочатку слід обчислити розрив надлишковості сенсора: якщо модель і інші сенсори дублюють деградуючий сенсор, адаптація принесе лише кілька відсотків, і найкращим вибором є фіксований фільтр з усередненою коваріацією. Якщо пам'ять оцінювання коротка, цінність адаптації дає розрив Єнсена (3); якщо довга – відновлювальний прогноз (5), причому важливим стає не лише середня тривалість епізодів, а й її розподіл. Запізнення виявлення слід враховувати як окрему статтю витрат: для тяжкої деградації воно може зробити адаптацію шкідливою. Реалізованому адаптивному фільтру потрібна передусім правильна модель рівнів шуму, а не статистика перемикань.

Окремий практичний висновок стосується дублювання за рахунок моделі: якщо надлишковість сенсора забезпечує точна модель об'єкта, її похибка підвищує фактичну цінність адаптації, але робить фільтри надто впевненими.

Обмеження роботи: лінійно-гауссові моделі; деградація однієї групи сенсорів; наближення TR1, TR2 перевірено лише емпірично; узагальнені (не прив'язані до конкретних виробів) характеристики інерціальних датчиків; льотні дані не використано.

Висновки

1. Найкращим фіксованим лінійним комплексуванням за прихованого перемикання якості сенсора є фільтр Калмана з усередненою коваріацією шуму; саме з ним слід порівнювати адаптивні фільтри.

2. Для короткої пам'яті оцінювання цінність адаптації визначається розривом Єнсена і обмежена добутком частки справного стану на розрив надлишковості сенсора; для повітряних даних БпЛА прогноз відрізняється від моделювання на медіанні 0,07 процентного пункту.

3. Для довгої пам'яті запропоновано відновлювальний розклад цінності на кривизну, виграш пам'яті та вартість відновлення, який прогнозує цінність у 44 із 44 нових комбінацій умов; встановлено, що регулярні епізоди підвищують, а нерегулярні знижують цінність адаптації за тих самих середніх характеристик.

4. Цінність адаптації становить 5–10 % за дублювання деградуючого сенсора і 23–85 % без нього; запізнення виявлення може зробити адаптацію шкідливою; фільтр IMM отримує щонайменше 94,7 % досяжного виграшу, якщо знає рівні шуму деградованого стану.

Доцільно поширити теорію на кілька незалежно деградуючих груп сенсорів, нелінійні фільтри і негауссові шуми, отримати аналітичні оцінки похибки наближень TR1 і TR2 та перевірити висновки на реальних даних.

Бібліографічний список

1. Sun K., Gebre-Egziabher D. Air data fault detection and isolation for small UAS using integrity monitoring framework. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*. 2021. Vol. 68, No. 3. P. 577–600. DOI: 10.1002/navi.440.

2. Hansen S., Blanke M. Diagnosis of airspeed measurement faults for unmanned aerial vehicles. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2014. Vol. 50, No. 1. P. 224–239. DOI: 10.1109/TAES.2013.120420.

3. Särkkä S., Nummenmaa A. Recursive noise adaptive Kalman filtering by variational Bayesian approximations. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2009. Vol. 54, No. 3. P. 596–600.

4. Hou X., Zhao S., Hu J., Lan H. Noise-adaptive state estimators with change-point detection. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 14. Art. 4585. DOI: 10.3390/s24144585.

5. Blom H. A. P., Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 1988. Vol. 33, No. 8. P. 780–783.

6. Li X. R., Bar-Shalom Y. Performance prediction of the interacting multiple model algorithm. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 1993. Vol. 29, No. 3. P. 755–771.

7. Costa O. L. V. Linear minimum mean square error estimation for discrete-time Markovian jump linear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 1994. Vol. 39, No. 8. P. 1685–1689.

8. Nahi N. E. Optimal recursive estimation with uncertain observation. *IEEE Transactions on Information Theory*. 1969. Vol. 15, No. 4. P. 457–462.

9. Sinopoli B., Schenato L., Franceschetti M., Poolla K., Jordan M. I., Sastry S. S. Kalman filtering with intermittent observations. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2004. Vol. 49, No. 9. P. 1453–1464.

10. Censi A. Kalman filtering with intermittent observations: convergence for semi-Markov chains and an intrinsic performance measure. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2011. Vol. 56, No. 2. P. 376–381.

11. Lopes L. L., Travé-Massuyès L., Jauberthie C., Alcalay G. A review of fault diagnosis techniques applied to aircraft air data sensors. *35th International Conference on Principles of Diagnosis and Resilient Systems (DX 2024)*. Wadern : Schloss Dagstuhl – Leibniz-Zentrum für Informatik, 2024. P. 3:1–3:20. (OASIcs ; vol. 125). DOI: 10.4230/OASIcs.DX.2024.3.

12. Beard R. W., McLain T. W. Small unmanned aircraft: theory and practice. Princeton : Princeton University Press, 2012.

13. MIL-F-8785C. Military specification: flying qualities of piloted airplanes. Washington : U.S. Department of Defense, 1980.

Hrynyov M.A. VALUE OF ADAPTING SENSOR DATA FUSION TO HIDDEN SENSOR QUALITY

The paper considers fusion of sensor data by a linear filter when the quality of one sensor switches between healthy and degraded states according to a hidden process with long episodes. Adaptive filters that estimate sensor quality online are widely developed, yet the question of how much adaptation gains over the best fixed fusion is usually answered by statistical simulation case by case. The aim of the work is to establish when and by how much adaptation to hidden sensor quality pays and to propose ways to predict this gain without statistical simulation. It is shown that the best fixed linear filter is the Kalman filter with the noise covariance averaged over the time shares of the states. For short estimation memory the value of adaptation is determined by the Jensen gap of the concave dependence of the error on the noise level and is bounded by the product of the healthy-state share and the redundancy gap of the sensor; for long memory a renewal decomposition of the value into curvature, memory benefit and recovery cost is proposed. An exact estimate of the losses due to detection delay and a law of the influence of the episode-length distribution are obtained. Verification is performed on two systems: an air-data model of the Aerosonde unmanned aerial vehicle and a generic inertial/satellite navigation system. The value of adaptation is 5–10 % of the root-mean-square error when the model and the other sensors back up the degrading sensor, and 23–85 % when they do not. The renewal prediction agreed with simulation in 44 of 44 new combinations of conditions (median error 0.26 percentage points), whereas the Jensen-gap estimate agreed in only 17. With equal share and mean duration of episodes, regular episodes give a value of 71.0 %, Markov episodes 56.8 %, and irregular episodes 40.5 %. An interacting multiple model filter obtains at least 94.7 % of the attainable gain; it needs to know the noise level of the degraded sensor but not the switching probabilities.

Key words: *data fusion, Kalman filter, adaptive estimation, hidden sensor quality, Markov switching, interacting multiple model filter, inertial navigation, unmanned aerial vehicle.*