

Т. В. Боровець

Національний університет “Львівська політехніка”,  
кафедра електромехатроніки  
та комп'ютеризованих електромеханічних систем,  
taras.v.borovets@lpnu.ua

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЧІТКОГО ФІЛЬТРА ЧАСТИНОК ДЛЯ СПОСТЕРЕЖЕННЯ СТАНІВ ДИНАМІЧНОЇ СИСТЕМИ В РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ

<https://doi.org/10.23939/sepes2020.01.018>

© Боровець Т. В., 2020

Однією із ключових проблем реалізації замкнених систем керування є вимірювання усіх станів динамічної системи, яка перебуває у складних навколишніх умовах, де застосування певних видів датчиків є технічно неможливим чи економічно необґрунтованим. Також, у електромеханічних системах існує низка величин, які неможливо безпосередньо виміряти фізичними датчиками. У таких випадках для обчислення невідомих координат вектора стану динамічної системи використовують математичні алгоритми – спостерігачі та естиматори. Одним із найпоширеніших серед алгоритмів спостереження, які використовуються у електромеханічних системах, є фільтр частинок, який дає змогу визначати координати вектора стану нелінійної системи за негауссовим законом розподілу станів та вимірювань. Також, практична цінність алгоритму зумовлена високою нечутливістю до шуму сенсорів та збіжністю при великих початкових відхиленнях оцінених значень станів від реальних величин. Проте, реалізація алгоритму потребує значних обчислювальних витрат, які зумовлені обчисленням великої кількості точок станів, у яких може перебувати динамічна система. Із метою зменшення обчислювальної складності у статті запропоновано модифікацію фільтра частинок для спостереження координат вектора станів динамічної системи електроприводу колеса електромобіля. Модифікований алгоритм фільтра частинок здійснює перемикання кількості точок під час оцінювання величин координат вектора стану із використанням нечіткої логіки із лише одним нечітким входом, що дає змогу уникнути великої бази правил. Адекватність нечіткого фільтра частинок доведена математичним моделюванням динаміки системи електроприводу колеса електромобіля під час його руху на різних поверхнях. Запропонований алгоритм показав аналогічну точність і менші обчислювальні затрати порівняно із класичним алгоритмом спостереження. Також результати моделювання засвідчили, що модифікований спостерігач незначно впливає на динаміку та статичку замкненої системи керування із регулятором за повним вектором стану, на вхід якого подаються координати системи, визначені нечітким фільтром частинок.

*Ключові слова:* фільтр частинок, нечітка логіка, спостерігач, естиматор, динамічна система, електромобіль, електропривід, математичне моделювання.

### **Постановка проблеми**

До сучасних систем керування, зокрема приводом електромобіля, висувають високі вимоги щодо точності та надійності вимірювання координат динамічної системи, яка є об'єктом керування. Такі вимоги зумовлені необхідністю точності керування, стійкості системи і формування бажаних динамічних характеристик. Особливо посилюються вимоги до систем керування швидкістю електромобіля при дотриманні безпеки руху. Найпоширенішим способом отримання інформації про стани системи є давачі. Проте, використання давачів не завжди є раціональним або можливим через низку причин:

- давачам притаманна похибка вимірювання, а сигнали з них можуть бути спотворені впливом завад, які передаються електромагнітним полем, особливо, коли використовується частотне керування електроприводом;
- вимірювання деяких величин передбачає використання дорогих сенсорів, вартість яких доволі часто може перевищувати вартість усієї системи керування;
- давачі разом із з'єднуючими провідниками зменшують надійність усієї системи;
- деякі величини не можна виміряти за допомогою давачів, наприклад, нормальну реакцію, яка виникає у контакті взаємодії колеса із поверхнею дорожнього покриття. Проте, інформація про ці величини може бути корисною для формування керуючих впливів на динамічну систему.

Існування вищевказаних недоліків застосування давачів зумовило розроблення віртуальних сенсорів, які дають змогу обчислити значення невідомих станів динамічної системи на основі математичної моделі об'єкта і безпосередньо виміряних іншими давачами величин. У літературі часто використовують термін "віртуальний сенсор", яким можуть називати три різні поняття, а саме – математичну модель фізичного сенсора, естиматор та спостерігач. Здебільшого, естиматором називають математичний алгоритм для обчислення невідомих величин на основі математичних формул, компонентами яких є уже відомі величини. Натомість, спостерігач – це математичний алгоритм, який для обчислення станів динамічної системи використовує математичну модель системи і корегує модель на основі виміряних давачами величин. Спостерігачі та естиматори можуть замінити дорогі сенсори та розширити вектор зворотного зв'язку, забезпечуючи керування в режимі реального часу.

Сьогодні існує велика кількість методів спостереження, які набули поширення в електроприводах [1–2]. Найвідоміші спостерігачі Люенбергера, фільтр Калмана, фільтр частинок (Particle filter, надалі PF), які використовуються, як для лінійних, так і для не лінійних систем. Незважаючи на те, що алгоритми спостереження дають змогу зменшити вплив або зовсім уникнути недоліків використання сенсорів, їхнє застосування потребує зокрема адекватної математичної моделі об'єкта керування і використання додаткових обчислюваних ресурсів контролера. Особливо критичною є проблема обчислювальних затрат при використанні фільтра частинок, тому що для забезпечення високої точності спостереження необхідна велика кількість частинок, які апроксимують густину розподілу станів динамічної системи. Із збільшенням кількості частинок час розрахунку зростає. Тому у статті розглянуто метод зменшення обчислювальних затрат динамічною зміною кількості частинок із використанням нечіткої логіки.

### **Актуальність дослідження**

Розроблення алгоритмів спостереження, які працюють у режимі реального часу, є одним із пріоритетних завдань у сучасному розвитку систем керування, оскільки спостерігачі дають змогу визначати координати об'єкта керування без використання дорогих сенсорів, забезпечуючи при цьому високу швидкодію замкненої системи керування.

### **Формулювання мети та завдань статті**

Метою дослідження є зменшення обчислювальних затрат фільтра частинок зміною кількості частинок нечіткою логікою із одним входом.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Фільтр частинок є одним із послідовних методів Монте-Карло, який запропоновано у роботі [3] як байєсівський фільтр завантаження (bootstrap) для нелінійних та негауссових систем. Термін “Фільтр частинок” запропонований через три роки у роботі [4]. Алгоритм фільтра частинок ґрунтується на правилі Байєса і, таким чином, проблема оцінювання розглядається як знаходження функції густини ймовірності, яку можна апроксимувати великою кількістю зважених точок.

Для покращення точності спостереження станів системи багато дослідників запропонували різні модифіковані методи фільтра частинок, але ці вдосконалення часто збільшують обчислювальні витрати. Наприклад, у статті [5] запропоновано використовувати фільтр частинок із додатковою кількістю точок для оцінювання кута нахилу автомобіля, що, своєю чергою, приводить до зменшення швидкодії методу. Як наслідок, іншим напрямком дослідження є модернізація методу для зменшення обчислювальних затрат із забезпеченням при цьому бажаної точності спостереження. У статті [6] пропонується використовувати PF на основі інтервальної арифметики для оцінювання стану транспортного засобу. Такий підхід спрощує алгоритм, оскільки значно простіше апроксимувати густину розподілу ймовірностей інтервалами, ніж великою кількістю зважених частинок. Однак інтервальна математика має недоліки, адже звичайні комп'ютери та контролери не призначені для інтервальної арифметики. У статті [7] автори запропонували динамічно змінювати кількість частинок залежно від похибки між вимірними і спостереженими значеннями, використовуючи нечітку логіку для перемикання між кількістю частинок. Цей підхід дає змогу зменшити обчислювальні затрати, забезпечуючи точність спостереження. Однак, недоліком є вибір нечіткого входу як похибки між вимірними і оціненими значеннями. У такому випадку, якщо корегування відбувається за декількома сенсорами, кількість правил значно зростає. Також при значних шумах сенсорів перемикання між кількістю частинок буде стохастичним.

### Виклад основного матеріалу

Вибір кількості частинок є одним із основних процесів налаштування спостерігача, при виконанні якого необхідно знайти оптимальне співвідношення між точністю спостереження і часом розрахунку [8]. Проте, таке співвідношення змінюється, коли змінюються умови спостереження, а саме змінюється збурення, які діють на систему або сенсори. У такому випадку встановлена кількість частинок уже не задовольняє попередньо встановлених вимог щодо точності або часу розрахунку. Тому, базуючись на залежності точності спостереження від кількості частинок, можна забезпечувати заданий рівень точності спостереження координат стану, змінюючи кількість частинок, при цьому змінювати і час розрахунку. Відомо, що зручним і плавним способом перемикання між різними станами може слугувати алгоритм нечіткої логіки. Тому ми вибрали саме цей метод як перемикач між різною кількістю частинок.

Як було сказано раніше, перемикання кількості частинок може відбуватися залежно від величин розузгодження між спостереженими і вимірними координатами стану [7]. Проте, у випадку використання декількох датчиків, перемикач на основі нечіткої логіки із багатьма вхідними сигналами потребує великої кількості правил. Для зменшення бази правил запропоновано використовувати нечіткий перемикач із одним входом. Як варіант вибору входу є спроба взяти до уваги виміри лише одного сенсора. Однак, у такому випадку не враховуватимуть вимірів інших сенсорів, що не бажано, коли сенсори вимірюють координати підсистем різнотемпної динаміки системи. У цьому випадку необхідно вибрати величину, яка б ідентифікувала похибку спостереження усіх координат.

Проаналізувавши різні методи спостереження, встановили, що таким індикатором може слугувати один із параметрів методу рісемплінгу, а саме розширеного методу Монте-Карло [9]. На відміну від звичайних методів рісемплінгу, вищевказаний метод передбачає генерування випадкових частинок, якщо точність спостереження знижується. Одним із параметрів, які ідентифікують зміну точності, є середнє значення ваг частинок, яке обчислюють на основі густин розподілів відносних ймовірностей появи виміру сенсорів при значеннях координат стану. Тобто, ваги

характеризують те, як близько частинку розміщено до вимірів сенсора, і, своєю чергою, похибку оцінки стану кожною окремою частинкою. Зменшення середнього значення ваг усіх частинок відповідає збільшенню похибки спостереження. У такому випадку необхідно генерувати нові частинки, щоб збільшити ймовірність потрапляння частинок у область реального стану системи. Для зменшення впливу шуму на частоту генерації нових випадкових точок у роботі [9] запропоновано знаходити співвідношення між середніми значеннями ваг частинок, обчислених на декількох  $w_{fast}$  чи багатьох  $w_{slow}$  попередніх кроках оцінки.

$$w_{fast} = w_{av} + \alpha_{fast}(w_{fast} - w_{av}); \quad (1)$$

$$w_{slow} = w_{av} + \alpha_{slow}(w_{slow} - w_{av}), \quad (2)$$

де  $w_{av}$  є середніми значеннями ваг частинок на поточному кроці обчислення;  $\alpha_{fast}$  і  $\alpha_{slow}$  коефіцієнти, що визначають, скільки попередніх кроків беруть до уваги при обчисленні середніх значень ваг ( $\alpha_{fast} \gg \alpha_{slow}$ ). Співвідношення між  $w_{fast}$  і  $w_{slow}$  характеризує зміну похибки. Якщо  $w_{fast}/w_{slow} = 1$ , то на визначеному діапазоні похибка без змін, якщо  $w_{fast}/w_{slow} < 1$  – похибка збільшилася, якщо  $w_{fast}/w_{slow} > 1$  – похибка зросла.

Таблиця 1

**Правила нечіткого перемикача**

$w_{fast}/w_{slow}$	Small	Medium	High
$N_{particles}$	$N_1$	$N_2$	$N_3$

Отже, співвідношення між короткостроковим  $w_{fast}$  та довгостроковим  $w_{slow}$  середніми значеннями ваг точок обрано як нечіткий вхід для визначення кількості частинок на кожній ітерації спостереження. Функції належності для вибраного входу нечіткого перемикача показано на рис. 2. Вхідний сигнал може належати до трьох множин: малі (Small), середні значення (Medium), великі (High). Правила нечіткої логіки наведено у табл. 1 ( $N_1 > N_2 > N_3$ ). Якщо співвідношення між короткостроковим та довгостроковим середнім значенням ваг частинок належить малим значенням, то кількість частинок є найбільшою. У випадку належності входу до середніх або малих значень кількість частинок зменшується. Кількість частинок обчислюють як вихід нечіткої моделі Такаґі–Сугено (T-S):

$$N_{particles} = \frac{\mu_1 N_1 + \mu_2 N_2 \dots + \mu_N N_j}{\sum_j \mu_j} \quad (3)$$

де  $\mu_j$  – функція належності  $j$ -правила,  $j = 1, 2, \dots, F$ ,  $F$  – це кількість правил;  $N_j$  є вихід  $j$ -го правила. У цьому випадку кількість правил дорівнює кількості термів.

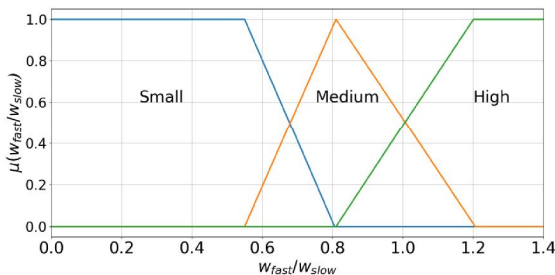


Рис. 1. Функції належності

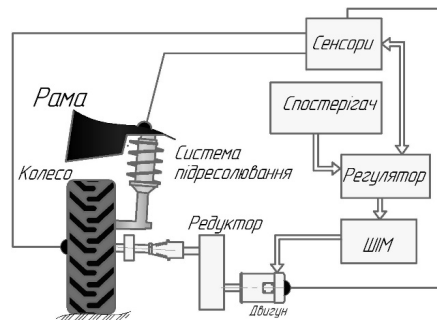


Рис. 2. Діаграма модуля приводу електромобіля

Модернізований алгоритм спостереження на основі поєднання фільтра частинок із нечіткою логікою можна застосувати у системах керування різними об'єктами, зокрема у системах керування електромобілем. У роботі [11] запропоновано для моделювання динаміки транспортного засобу і для спрощення синтезу алгоритму керування використовувати модульний підхід (an open architecture design approach), який передбачає представлення електромобіля як сукупності модулів. Одним із таких модулів є модуль приводу електромобіля (рис. 2), який складається з рами автомобіля, колеса, системи підресорювання, електроприводу (редуктор, двигун, ШІМ-перетворювач) та системи керування (регулятор, спостерігач, сенсори). У прикладі розглянуто спостереження координат стану модуля електромобіля масою 10 тонн, математичну модель якого описано нижче.

Електропривід модуля приводу електромобіля складається із двигуна постійного струму і редуктора, який передає крутний момент від двигуна до колеса (рис. 2). У цьому випадку вал між редуктором і колесом є достатньо довгим, що спричиняє його скручування. Тому систему електроприводу можна подати як двомасову систему із моментом інерції колеса  $J_w$  і еквівалентним моментом інерції  $J_{eq}$ , який містить момент інерції двигуна і приведений до вала двигуна момент інерції редуктора. Еластичні та демпфуючі властивості валів описуються еквівалентною жорсткістю кручення,  $k_{eq}$  та еквівалентним торсіонним демпфуванням,  $c_{eq}$ , що обчислюються за рахунок приведення жорсткості та демпфування шестерень та валів до вала якоря двигуна, використовуючи коефіцієнт передачі механізму  $i$ . Динаміку обертання можна записати у формі простору стану:

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{U}) = \begin{cases} \frac{di_m}{dt} = \frac{1}{L_a} \left( \frac{uk_{bat}}{u_{max}} - R_a i_m - k_{emf} \omega_m \right), \\ \frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1}{J_{eq}} \left[ k_t i_m - T_s - c_{eq} (\omega_m - i\omega_w) - T_{fm} \right], \\ \frac{dT_s}{dt} = k_{eq} (\omega_m - i\omega_w), \\ \frac{d\omega_w}{dt} = \frac{1}{J_w} \left[ iT_s + ic_{eq} (\omega_m - i\omega_w) - T_{wl} - T_{fw} \right]. \end{cases} \quad (4)$$

де координатами вектора стану  $\mathbf{X} = [i_m, \omega_m, T_s, \omega_w]^T$  є струм якоря  $i_m$ , кутова швидкість якоря двигуна  $\omega_m$ , момент скручування вала  $T_s$ , кутова швидкість колеса  $\omega_w$ ; вектор керуючих впливів  $\mathbf{U}_{cl}$  включає лише один елемент – напругу керування  $u$ ; вектор збурення включає момент навантаження  $T_{wl}$ . Також модель характеризують такі параметри: електричний опір кола якоря  $R_a$ , індуктивність кола якоря  $L_a$ , постійна стала двигуна  $k_t$ , коефіцієнт ЕРС  $k_{emf}$ , максимальна вихідна напруга ШІМ  $k_{bat}$  і максимальна напруга керування,  $u_{max}$ .

Для синтезу спостерігача необхідно вибрати вектор координат спостереження  $\hat{\mathbf{X}}$ , вектор керуючих впливів і збурень  $\mathbf{U}$ , вектор вимірів  $\mathbf{Y}$ , а також модель об'єкта  $f(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{U})$  і модель вимірів  $h(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{U})$ . Модель  $f(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{U})$  відповідає моделі описаній системою рівнянь (4), у якій вектори  $\hat{\mathbf{X}}$  та  $\mathbf{U}$  вибрано як

$$\hat{\mathbf{X}} = [i_m, \omega_m, T_s, \omega_w]^T; \quad (5)$$

$$\mathbf{U} = [u]. \quad (6)$$

Одним із ключових елементів у векторі спостереження координат  $\hat{\mathbf{X}}$  є момент скручування вала двигуна, адже сенсори крутних моментів є доволі дорогими і потребують додаткових з'єднань на валі. Тому у роботі розглянутого спостереження цієї координати за допомогою традиційного фільтра частинок і фільтра частинок із нечіткою логікою.

Енкодери та датчики електричного струму можна використовувати для вимірювання кутової швидкості колеса та струму якорного кола двигуна відповідно в комп'ютерних моделюваннях. Отже, вектори вимірюваних сигналів визначають за рівнянням (7):

$$Y = [i_m, \omega_w]^T. \quad (7)$$

Модель вимірів  $h(\hat{X}, U)$  вибрана лінійною і може описуватися як  $Y = CX$ , де матриці  $C$  відповідає  $C = [1 \ 0 \ 0 \ 1]$ .

Математична модель модуля була дискретизована із використанням явної формули Ейлера.

У статті проведено порівняльний аналіз традиційного фільтра частинок і фільтра частинок із нечіткою логікою моделюванням у середовищі MATLAB. Для цього було складено модель системи керування рухом модуля приводу електромобіля по стохастичній поверхні, як зображено на рис. 3. Модель складається із моделі динаміки модуля згідно з рівнянням (4), регулятора за повним вектором стану, на вхід якого подаються визначені спостерігачем координати стану системи, моделей

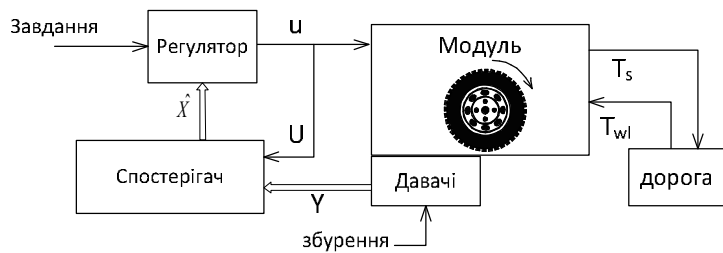


Рис. 3. Функціональна схема системи

на біноміальну форму перехідного процесу із використанням кореневого методу. Давачі моделюються як ланки із одиничним коефіцієнтом передавання. Сигнали із давачів є спотворені під дією збурень, які змодельовані за нормальним розподілом із нульовим середнім значенням і відхиленням у 10 % від корисного сигналу датчика. Взаємодія колеса із дорожнім покриттям моделюється згідно з підходами, описаними у [10], які враховують проковзування шини і зміну коефіцієнтів ковзання та кочення під час руху. Розглянуто рух модуля на асфальтному покритті та трав'яному покритті (луг).

Варто зазначити, що порівняльний аналіз проведено на основі результатів математичного моделювання, отриманих за трьома комп'ютерними моделями, які зображено на рис. 3. У першому випадку блок спостерігача замінено блоком сенсорів, які визначають усі координати стану системи. У другому випадку блок спостерігача містить алгоритм фільтра частинок, для якого кількість частинок було вибрано 250 із метою обчислення одного значення вектора  $\hat{X}$  за час, менший ніж крок дискретизації [8]. Третій випадок передбачає дослідження спостерігача частинок із нечіткою логікою. Виходи нечітких правил  $N_1, N_2, N_3$  вибрано як 250, 100, 50 відповідно. Отримані результати представлені на рис. 4, рис. 5 та в табл. 2.

Таблиця 2

назва

Спостерігач	RMSE, Нм	mean( error ), %	max( error ), %	Середній час обчислення
<b>PF</b>	49.649	3.665	33.449	0.0023
<b>Fuzzy-PF</b>	57.52	3.877	31.642	0.0010

На рис. 4, а та рис. 4, б зображено результати спостереження моменту скручування при використанні фільтра частинок та фільтра частинок із нечіткою логікою відповідно. Як видно із графіків, обидва спостерігачі дають адекватну оцінку моменту скручування під час розгону модуля на асфальті та переїзді із асфальту на луг у момент часу 10 секунд, якому відповідає збільшення моменту колеса (рис. 4, а, б). Для кількісного порівняння двох алгоритмів спостереження було розраховано показники, наведені у табл. 2 та графічно представлені на рис. 5. Зокрема фільтр

частинок із нечіткою логікою дає вигравш у середньому часі обчислення у 2,3 разу порівняно із традиційним алгоритмом, проте поступається за точністю оцінки. Середнє значення похибки оцінки  $mean(|error|)$  із використанням модифікованого методу Fuzzy-PF є на 0,211 % більшим ніж із використанням PF. Максимальна похибка оцінки  $max(|error|)$  моменту скручування новим спостерігачем становить і є на 1,807 % меншою за похибку, яку забезпечує традиційним підхід. Також розраховано корінь середньоквадратичного відхилення (RMSE) на всьому інтервалі обчислень. Fuzzy-PF незначно поступається PF за цим показником.

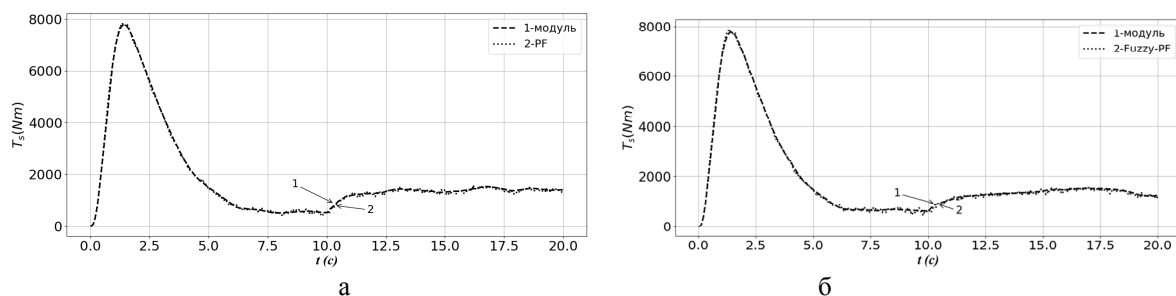


Рис. 4. Графіки моменту скручування вала, які спостережені: а – PF; б – Fuzzy-PF

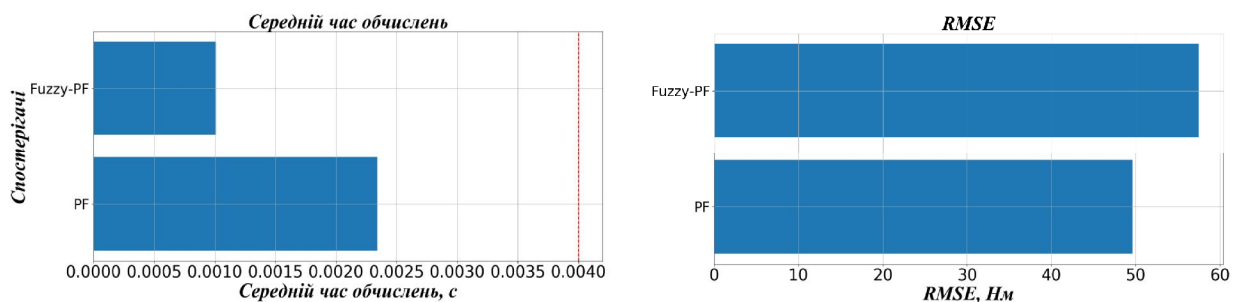


Рис. 5. RMSE та середній час розрахунку

У попередніх дослідженнях [8] було доведено, що у випадку значно зашумлених сигналів сенсорів використання спостерігача фільтра частинок покращує динаміку системи і забезпечує кращу точність керування порівняно із системою керування, в якій усі виміри здійснено виключно сенсорами. Тому на рис. 6 представлені результати перехідних процесів керованої координати – кутової швидкості колеса, які забезпечуються системою керування із фільтром частинок (крива 2) та фільтра частинок із нечіткою логікою (крива 3). Крива 1 на рис. 6 відповідає бажаній кривій швидкості, яка повинна забезпечуватися контролером за повним вектором стану. Як видно із рис. 6, криві 2 і 3 майже збігаються і якісно відтворюють бажану криву 1 із незначною статичною похибкою, максимальне значення якої становить 5,8 % для системи із PF та 6,1 % – з Fuzzy-PF.

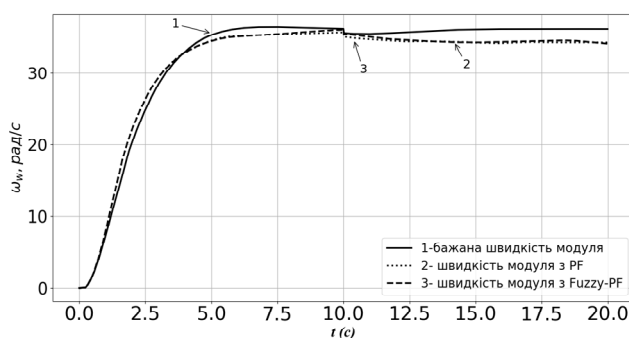


Рис. 6. Графік кутової швидкості колеса модуля

### Висновки

Методи оцінювання на основі алгоритму фільтра частинок характеризуються високою точністю визначення координат динамічної системи, проте потребують значних обчислювальних затрат. Запропонований модифікований алгоритм фільтра частинок із динамічною зміною кількості частинок під час обчислення дає змогу зменшити середній час обчислення, забезпечуючи при цьому високу точність оцінювання. Алгоритм перевірений моделюванням для спостереження станів динамічної системи електроприводу колеса електромобіля. Отримані результати засвідчили ефективність запропонованих рішень. Перспективою подальших досліджень є модернізація алгоритму на основі методу кластеризації.

Роботу виконано в межах проекту за грантом NATO SPS MYP G5176 “Agile Tyre Mobility for Severe Terrain Environments”.

### Список використаних літературних джерел

1. Сметана І. В., Лозинський А. О. Методи ідентифікації координат стану. Аналіз проблем та шляхи їх вирішення // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. 2003. № 485: Електроенергетичні та електромеханічні системи. С. 118–125.
2. Марущак, Я. Ю., Кушнір, А. П. Експериментальні дослідження двомасових електромеханічних систем з урахуванням сил дисипації // Електротехнічні та комп’ютерні системи. 2011. № 3. С. 98–100.
3. Gordon, N. J., Salmond, D. J., & Smith, A. F. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. In *IEE Proceedings F-radar and signal processing*. 1993. Vol. 140, No. 2, pp. 107–113.
4. Del Moral, Pierre. “Non Linear Filtering: Interacting Particle Solution” (PDF). *Markov Processes and Related Fields*. 1996. No. 2 (4). pp. 555–580.
5. Cheng, Q., Victorino, A. C., and Charara, A. Nonlinear observer of sideslip angle using a particle filter estimation methodology. *IFAC Proceedings Volumes*. 2011. No. 44(1), pp. 6266–6271.
6. Dandach, H., Abdallah, F., De Miras, J. and Charara, A. Vehicle dynamics estimation using box particle filter. In *2012 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*. 2012. pp. 118–123.
7. Ma, J. and Zhao, Q. Robot Visual Servo with Fuzzy Particle Filter. *JCP*, 2012. No. 7(4), pp. 842–845.
8. Vantsevich, V., Gorsich, D., Lozynskyy, A., Demkiv, L. and Borovets, T. State Observers for Terrain Mobility Controls: A Technical Analysis. In *IFTToMM World Congress on Mechanism and Machine Science (Springer, Cham)*. 2019. pp. 3681–3690.
9. Fox, D., Thrun, S., & Burgard, W. *Probabilistic robotics*. MIT Press. 2005.
10. Gray, J. P., Vantsevich, V. V., Opeiko, A. F., & Hudas, G. R. A Method for Unmanned Ground Wheeled Vehicle Mobility Estimation in Stochastic Terrain Conditions. In *Proc. of the 7th Americas Regional Conference of the ISTVS, Tampa, Florida, USA*. 2013.
11. Belousov, B., Ksenevich, T. I., Vantsevich, V., & Naumov, S. An active long-travel, two performance loop control suspension of an open-link locomotion module for off-road applications. *SAE Technical Paper*. 2014. No 2014-01-2288.

### References

1. Smetana I. V., Lozynskyy A. O. Metody identyfikatsiyi koordynat stanu. Analiz problem ta shlyakhy yikh vyrishennya. *Visnyk Natsional'noho universytetu “L'vivs'ka politekhnika”*. 2003. No. 485 : Elektroenerhetychni ta elektromekhanichni systemy. S. 118–125.
2. Marushchak, Ya. Yu., Kushnir, A. P. Eksperymental'ni doslidzhennya dvomasovykh elektromekhanichnykh system z urakhuvanniam syl dysypatsiyi. *Elektrotekhnichni ta komp'yuterni systemy*. 2011. No. 3. S. 98–100.
3. Gordon, N. J., Salmond, D. J., & Smith, A. F. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. In *IEE Proceedings F-radar and signal processing*. 1993. Vol. 140, No. 2, pp. 107–113.
4. Del Moral, Pierre. “Non Linear Filtering: Interacting Particle Solution” (PDF). *Markov Processes and Related Fields*. 1996. No. 2 (4). pp. 555–580.
5. Cheng, Q., Victorino, A. C., and Charara, A. Nonlinear observer of sideslip angle using a particle filter estimation methodology. *IFAC Proceedings Volumes*. 2011. No. 44(1), pp. 6266–6271.
6. Dandach, H., Abdallah, F., De Miras, J. and Charara, A. Vehicle dynamics estimation using box particle filter. In *2012 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)* . 2012. pp. 118–123.
7. Ma, J. and Zhao, Q. Robot Visual Servo with Fuzzy Particle Filter. *JCP*, 2012. No. 7(4), pp. 842–845.



8. Vantsevich, V., Gorsich, D., Lozynskyy, A., Demkiv, L. and Borovets, T. *State Observers for Terrain Mobility Controls: A Technical Analysis*. In *IFTOMM World Congress on Mechanism and Machine Science (Springer, Cham)*. 2019. pp. 3681–3690.

9. Fox, D., Thrun, S., & Burgard, W. *Probabilistic robotics*. MIT Press. 2005.

10. Gray, J. P., Vantsevich, V. V., Opeiko, A. F., & Hudas, G. R. *A Method for Unmanned Ground Wheeled Vehicle Mobility Estimation in Stochastic Terrain Conditions*. In *Proc. of the 7th Americas Regional Conference of the ISTVS, Tampa, Florida, USA*. 2013.

11. Belousov, B., Ksenevich, T. I., Vantsevich, V., & Naumov, S. *An active long-travel, two performance loop control suspension of an open-link locomotion module for off-road applications*. *SAE Technical Paper*. 2014. No. 2014-01-2288.

**T. Borovets**

Lviv Polytechnic National University  
Department of Electromechatronics and Computerized Electromechanical Systems,  
taras.v.borovets@lpnu.ua

### APPLICATION OF A FUZZY PARTICLE FILTER TO OBSERVE A DYNAMICAL SYSTEM STATES IN REAL TIME

© Borovets T., 2020

One of the key problems in the implementation of closed-loop control systems is to measure all states of a dynamic system, especially, when there are severe environmental conditions. Consequently, the use of certain types of sensors is impossible for technical or economic reasons. Also, in electromechanical systems, there are a lot of values that cannot be directly measured by physical sensors. Thus, mathematical algorithms named as observers and estimators are in use to calculate the states of the dynamic system utilizing math model and available set of sensors. One of the widespread observation algorithms, which are in use in electromechanical systems, is a particle filter which allows to determine the coordinates of the state vector of a nonlinear system with a non-Gaussian law of state distribution and measurements. Also, the practical value of the algorithm is due to the high sensitivity to sensor noise and convergence at large initial deviations of the estimated state values from the real values. However, the implementation of the algorithm requires considerable computational cost, which is caused by the calculation of a large number of state points that may have dynamic systems. In order to reduce the computational complexity, the paper proposes a modification of the particle filter, which was named as fuzzy particle filter. The modified algorithm involves switching the number of particles during the estimation process of the state vector using fuzzy logic with only one fuzzy input. The novel observer was applied to wheel electrical drive to estimate state vector. Mathematical modelling of the dynamics of the wheel electrical drive system when a vehicle is travelling on different surfaces proves the adequacy of the fuzzy particle filter. The proposed algorithm showed similar accuracy and lower computational cost compared to the classical particle filter. The modified observer was also found to have a little effect on the dynamics and static characteristics of a closed-loop control system with a full-state feedback controller while the fuzzy particle filter defines the coordinates of the state vector.

*Keywords: particle filter, fuzzy logic, observer, estimator, dynamical system, electric vehicle, electrical drive, mathematical modeling.*