

С.В. Струтинський¹, А.А. Гуржій², М.Г. Сторчак³, д-р техн.наук

1-Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут" м.Київ, Україна

2-Національний університет України імені Т.Г.Шевченка, м.Київ, Україна

3-Штутгарт, Німеччина

РОЗРОБКА МЕТОДІВ АНАЛІЗУ НЕСТАЦІОНАРНИХ ДИНАМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ У ВИГЛЯДІ ВИПАДКОВИХ ВЕКТОРІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПОБУДОВИ КЛАСТЕРНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕСІВ

В статье проведен высококачественный анализ переходных динамических процессов, которые рассматриваются как случайные векторы. С применением нейронных сетей в виде карт, которые самоорганизуются, развиты кластерные модели отдельной реализации случайного вектора. Для обобщения набора кластерных моделей их статистические описания используются в качестве тензоров моментов взаимной корреляции.

In the article dynamic transients are considered as casual vectors, their high-quality analysis is given. With the use of neuron networks as the самоорганизующихся cards, the cluster models of separate realization of casual vector are developed. For generalization of set of cluster models their statistical descriptions are utilized as a tensor of cross-correlation moments.

Актуальність досліджень

Динамічні процеси у вигляді випадкових векторів широко використовуються при дослідженнях різноманітних систем [1]. Для аналізу стаціонарних (квазістаціонарних) процесів застосовуються методи теорії випадкових процесів. Для нестаціонарних процесів у вигляді випадкових векторів в даний час відсутні надійні методи аналізу. Тому розробка методів аналізу нестаціонарних динамічних процесів у вигляді випадкових векторів являє собою актуальну наукову проблему.

Постановка проблеми в загальному вигляді

Випадковий вектор описується набором взаємопов'язаних випадкових процесів. Зміни процесів відбуваються в обмежені інтервала часу і мають складний характер. Для опису статистичних характеристик таких змін необхідна велика кількість реалізацій випадкового процесу. При цьому статистична обробка набору реалізацій утруднюється по причині наявності хаотичних змін процесів. Проблема в загальному вигляді може бути вирішена при накопиченні інформації про процес у всьому діапазоні області його визначення та використанні одержаної інформації для побудови узагальнених статистичних моделей системи процесів, що описують випадковий вектор.

Зв'язок проблеми із важливими науковими і практичними завданнями

Розробка методів аналізу нестаціонарних динамічних процесів у вигляді випадкових векторів забезпечує вирішення важливих наукових і практичних завдань дослідження механічних систем. При цьому будуть створені прогресивні конструкції технологічного обладнання різного виду.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

В літературних джерелах наявна значна кількість досліджень динамічних процесів у вигляді випадкових векторів [1, 2]. В основному вони направлені на знаходження статистичних характеристик стаціонарних (квазістаціонарних) процесів. Застосовуються методи кореляційного та спектрального аналізу [3, 4]. Недоліком даних методів є суттєве спрощення процесу при його аналізі, що приводить до втрати інформації про особливості процесу. Більш раціональним є застосування статистичних характеристик випадкового вектора у вигляді тензора кореляційних моментів [5]. Однак застосування даних методів для опису суттєво нестаціонарних процесів не забезпечує необхідної точності та достовірності аналізу.

Вирішення невирішеної раніше частини загальної проблеми

Суттєвого підвищення точності і достовірності статистичного аналізу процесу можна досягти застосуванням прогресивних методів обробки інформації про випадковий вектор на основі сучасних інформаційних технологій. Перспективним є застосування нейронних мереж для аналізу динамічних нестаціонарних процесів у вигляді випадкових векторів [6].

Визначення мети і задач досліджень

Метою досліджень постановлено розробку надійного методу статистичного аналізу нестаціонарного випадкового вектора та побудова його кластерної моделі із застосуванням нейронних мереж. Задачами досліджень є встановлення особливостей експериментально визначеного набору реалізацій випадкового вектора, визначення характерних областей зміни вектора та побудова кластерної моделі випадкового вектора з використанням нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу досліджень

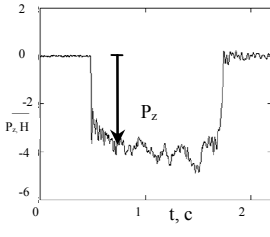
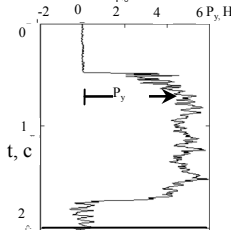
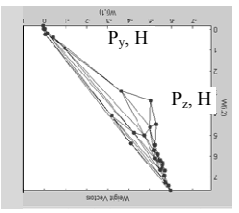
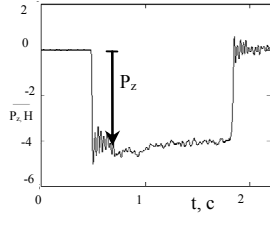
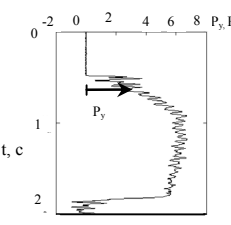
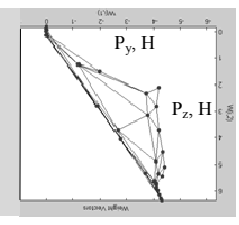
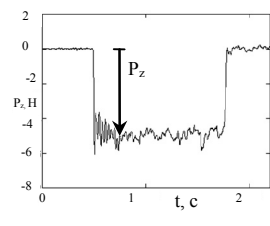
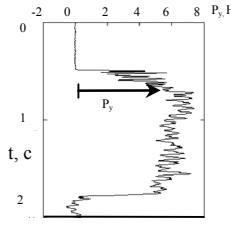
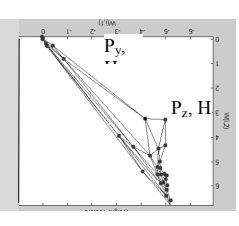
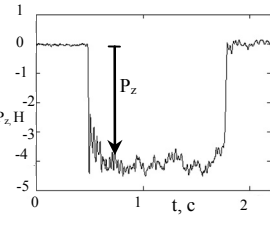
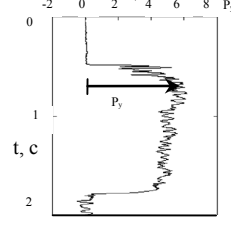
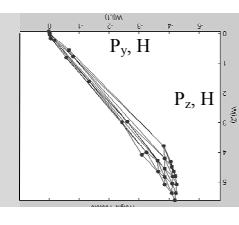
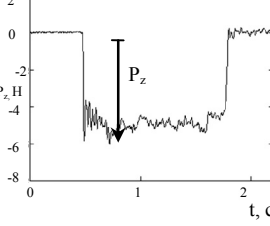
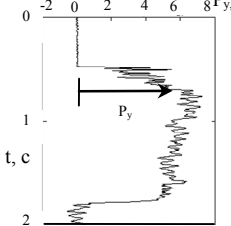
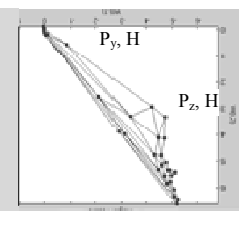
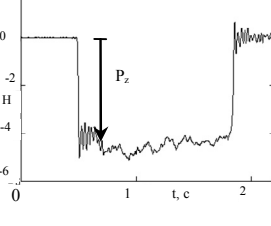
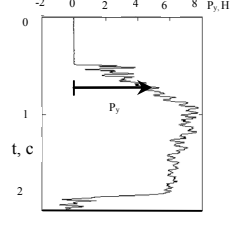
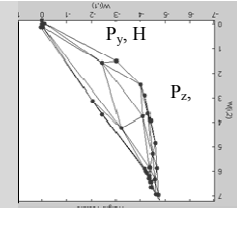
Випадкові векторні параметри систем та особливості реалізацій складових випадкового вектора

В технічних системах мають місце нестационарні динамічні процеси у вигляді випадкових векторів. Це енергетичні процеси зі значною дисипацією енергії які визначають: сили різання; зусилля в зубчастих передачах; сили в періодичних фрикційних парах; зусилля контактного деформування.

Дані процеси характеризуються хаотичними змінами при короткому періоді дії. Окремі реалізації таких процесів мають суттєві відмінності (табл.1).

Таблиця 1

Графіки реалізацій проєкцій нестационарного динамічного процесу у вигляді випадкового вектора та їх кластерні моделі

№	Вертикальна проєкція P_z	Горизонтальна проєкція P_y	Кластерна модель вектора
1	2	3	4
1			
2			
3			
4			
5			
6			

Реалізації проєкцій випадкового вектора мають перехідні складові протяжністю до 0,5с. В реалізаціях наявні стаціонарні (квазістаціонарні) ділянки. На квазістаціонарних ділянках простежуються складові різних частотних діапазонів як короткоперіодичні так і довгоперіодичні.

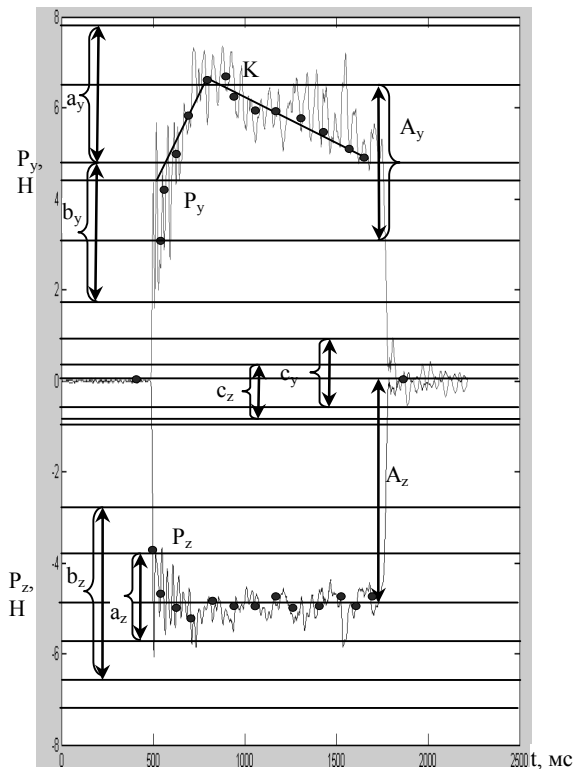


Рис. 1. Горизонтальна (P_y) та вертикальна (P_z) проєкції випадкового вектора, що відповідають реалізації вектора №3 наведеній в табл. 1

відповідають усталеним значенням проєкцій P_y , P_z . із наявністю високочастотних змін у вигляді регулярних пульсацій процесів.

Область «б» (див. рис. 2) відповідає перехідному процесу зміни випадкового вектора. Вона охоплює полоси b_y та b_z (див. рис. 1), що відповідають змінам проєкцій векторів P_y , P_z . від нульового до усталеного значень.

Область «с» (див. рис. 2) охоплює зміни вектора в околиці нуля і не є характерною.

Розглянуті області у вигляді прямокутників можуть бути уточнені. Уточнені області мають криволінійну форму близьку до еліпса (область «d») на рис. 2. Із розглянутих областей можна побудувати більш протяжні області або розбити їх на окремі складові. Загальна область «е» охоплює власне всі суттєві зміни випадкового вектора.

Розглянуті області дають лише загальну оцінку параметрів випадкового вектора. Більш точним методом аналізу є визначення характерних значень випадкового вектора (центрів кластерів). Це здійснено із застосуванням нейронних мереж [6].

Застосування нейронних мереж для аналізу випадкового вектора і побудови його кластерної моделі

Кластерний аналіз полягає у визначенні групування набору точок навколо окремих центрів (кластерів). Для цього використано нейронні мережі у вигляді карти яка самоорганізується [6]. Дані нейронні мережі можна розглядати як удосконалену модифікацію шару конкуруючих нейронів (шару Кохонена) [7]. Карти які самоорганізуються

Знаходження статистичних характеристик набору реалізацій даного процесу утруднено по причині хаотичних змін окремих реалізацій. Навіть знаходження математичного середнього значень проєкцій приведе до нівелювання особливостей окремих реалізацій. Тому при розробці методів аналізу застосовані нейронні мережі [5], що накопичують детальну інформацію про процес в кожній його точці.

Загальна оцінка параметрів випадкового вектора

Експериментально визначені реалізації координат випадкового вектора являють собою складні різкозмінні функції часу в яких присутні високочастотні гармонічні складові. Розглянемо типову реалізацію випадкового вектора яка наведена під №3 в табл. 1. Реалізація випадкового вектора об'єднує 2 нестационарні процеси (рис. 1).

Для аналізу випадкового вектора необхідно визначити характерні значення взаємопов'язаних динамічних процесів P_y і P_z . Виключаючи параметр t одержимо взаємозв'язок проєкцій реалізації випадкового вектора у вигляді набору векторів. Їх розташування в просторі характеризується системою точок, що відповідають положенням кінця реалізації випадкового вектора через певні інтервали часу (через 0,001с). Набір точок на площині розташовується в певній області складної конфігурації (рис. 2).

Точки на площині групуються по певним ділянкам. Основна частина точок зосереджена в прямокутній області «а». Дана область відповідає полосам « a_y » та « a_z » (див. рис. 1). Полоси

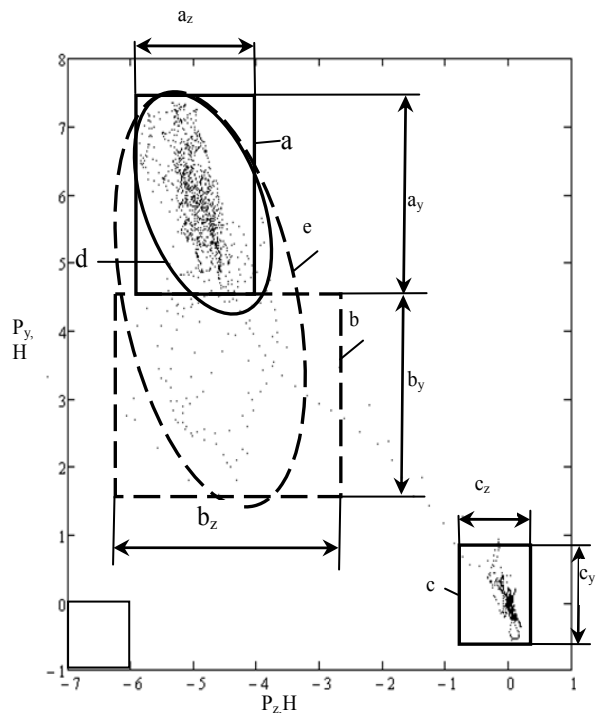


Рис. 2. Розташування кінців реалізації випадкового вектора визначеної через постійні інтервали часу та характерні області розташування точок

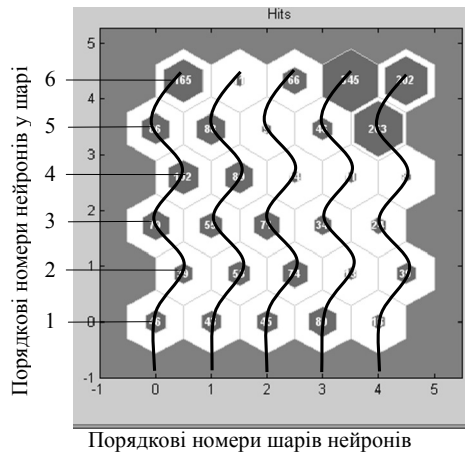


Рис. 3. Топологія нейронної мережі та розраховані вагові коефіцієнти нейронів які формують вихід мережі

(розсіяння) значень окремої реалізації випадкового вектора по областям. Найбільша кількість центрів кластерів ($n=18$) знаходиться в області «а». Вони розташовані в напрямку великої вісі еліптичної області «д». Із аналізу розташування центрів кластерів випливає, що суттєві центри, які знаходяться на ділянках "а" і "b" за невеликим винятком групуються по лінії $P_z=A_z=const$. При цьому центри кластерів в напрямку P_y знаходяться на відрізку A_y . Зображення даного відрізка відповідає графікам проекцій вектора (див. рис.1). При цьому центри кластерів відповідні проекції P_z розташовуються близько до середньої лінії проекції P_z . Центри кластерів відповідні проекції вектора P_y теж знаходяться близько до середньої лінії проекції P_y , яка має вигляд ламаної кривої.

Знайдені центри кластерів є основою для побудови кластерної моделі окремої реалізації випадкового вектора. Кластерна модель описує розташування центрів груп векторів, що описують динамічний процес у вигляді нестационарного випадкового вектора. Знайдені центри груп (кластерів) змінюються в часі. Для опису цих змін використано детермінований імпульсний процес. Для проекції P_z даний процес має вигляд прямокутного імпульса з амплітудою A_z для проекції P_y форма імпульсів є більш складною і відповідає сумі прямокутного та трикутного імпульсів. При необхідності форма імпульса може бути уточнена. Доцільно використати опис форми імпульса у вигляді полі гармонічної функції виду

$$P_y = \begin{cases} A_0 \sum_{k=1}^n \frac{\sin(2k-1)t}{2k-1} & \text{при } 0 \leq t \leq T \\ 0 & \text{при } t \leq 0; t \geq T \end{cases}$$

де A_0 – деяке середнє значення імпульса, n – число складових полі гармонічної функції ($n=3 \dots 5$), t – час, T – довжина імпульса.

Кластерні моделі визначені також для інших реалізацій випадкового вектора (див. табл.1). Вони знайдені шляхом застосування використаної раніше нейронної мережі. Для кожної реалізації випадкового вектора проведено навчання нейронної мережі по методиці визначеній раніше. В результаті знайдені кластерні моделі кожної реалізації які наведені в графічному вигляді в останній колонці табл. 1.

Розташування центрів кластерів має певні відмінності пов'язані із особливістю реалізації випадкового вектора. В основному центри кластерів відповідні різним реалізаціям групуються в певній області. (рис.5). P_y^0

Центри кластерів можна розглядати як характерні вектори, що узагальнюють окремі реалізації випадкового вектора. Для знаходження параметрів, які характеризують множину центрів кластерів по всім реалізаціям випадкового вектора виконано їх осереднення. Координати P_y^0 , P_z^0 центральної точки розташування центрів кластерів знайдені згідно залежностей

$$P_y^0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{yi}^c, \quad P_z^0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{zi}^c,$$

де M – загальне число оброблених реалізацій випадкового вектора; N – число центрів кластерів знайдених для m -реалізації випадкового вектора; P_{yi}^c , P_{zi}^c - координати i -го центра кластера.

виявляють в процесі навчання центри кластерів вхідних масивів даних.

У використаній нейронній мережі нейрони розташовуються просторовим чином, а саме у вузлах гексагональної решітки. Для створення нейронної мережі використано 30 нейронів які розташовані у вигляді гексагональної структури розмірністю $5 \times 6 = 30$. Структура має 5 шарів нейронів в кожному шарі знаходиться 6 нейронів (рис.3).

Проведено навчання нейронної мережі при числі ітерацій 1000. Після досягнення даної кількості ітерацій процес навчання мережі завершується. На друк виводиться інформація про групи «конкуруючих» нейронів.

В результаті навчання мережі знаходяться центри кластерів, що відповідають окремим групам близьких по значенням випадкових векторів. Вони утворюють кластерну модель випадкового вектора.

Центри кластерів подані в графічному вигляді набором точок в площині проекцій випадкового вектора (рис. 4).

На рисунку також наведені визначені раніше (див. рис. 2) області розташування кінців випадкового вектора. Центри кластерів (див.рис. 4) дають характеристики зосередження

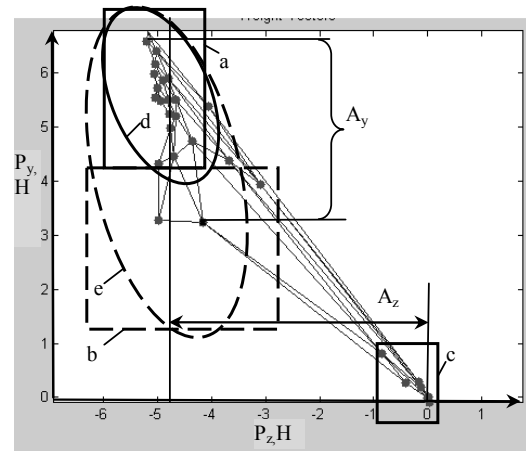


Рис. 4. Графічне зображення центрів кластерів визначених при навчанні нейронної мережі

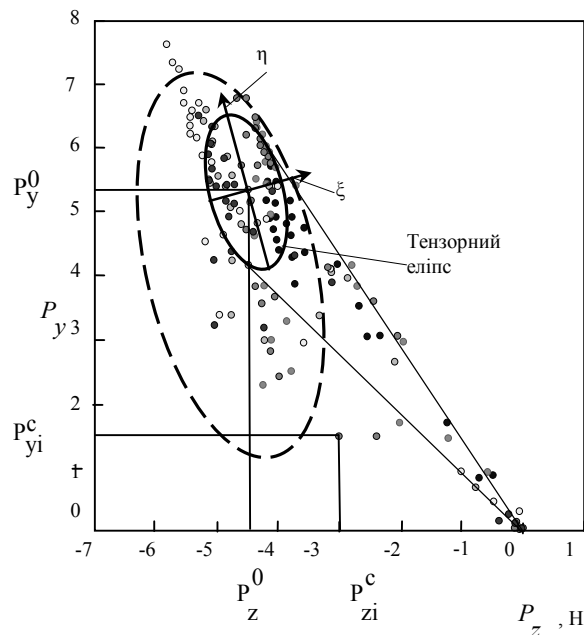


Рис. 5. Розташування центрів кластерів відповідних різним реалізаціям випадкового вектора

Знайдена центральна точка використана для центрування розташування множини центрів кластерів. Центровані координати центрів кластерів знайдені у вигляді

$$P_{yi} = P_{yi}^c - P_y^0, \quad P_{zi} = P_{zi}^c - P_z^0$$

Для статистичної характеристики розташування центрів кластерів запропоновано використати тензор кореляційних моментів поданий у вигляді

$$R = \begin{bmatrix} R_y & R_d \\ R_d & R_z \end{bmatrix},$$

де компоненти тензора являють собою осереднені значення квадратів та добутків центрованих координат центрів кластерів і визначаються за формулами

$$R_y = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N P_{yi}^2,$$

$$R_z = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N P_{zi}^2,$$

$$R_d = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N P_{yi} P_{zi}$$

Тензор кореляційних моментів приводяться до головних напрямків ξ і η .

Тензор кореляційних моментів геометрично інтерпретується у вигляді еліпса (див. рис. 5). Напрямок більшої осі еліпса η є близьким до напрямку осі y . Це свідчить про суттєвий вплив складової вектора P_y на формування нестационарного випадкового вектора

Висновки

1. Розроблений метод аналізу нестационарного випадкового вектора з високим ступенем надійності характеризує параметри процесу. Встановлення характерних груп векторів та їх статистична характеристика у вигляді тензора кореляційних моментів центрів кластерів дозволяє виконати аналіз впливу окремих складових вектора на його інтегральні характеристики

2. Проведений кластерний аналіз свідчить про суттєвий вплив проекції P_y на характеристики випадкового вектора. Вплив проекції P_z є набагато меншим і проявляється лише в залежності від її постійного значення. Невеликі зміни проекції P_z відносно постійного значення мало впливають на характеристики випадкового вектора в цілому.

Рекомендовані напрямки подальших досліджень

Розроблений метод аналізу процесу у вигляді випадкового нестационарного вектора ґрунтується на застосуванні деяких групових (кластерних) інтегральних характеристик вектора. Інтегральні характеристики по своїй природі не можуть дати вичерпної інформації про особливості процесу. З метою підвищення інформативності аналізу в подальшому рекомендується поглибити розроблений метод доповнивши його гармонічним та спектральним аналізом процесу з використанням двовірних рядів Фур'є. На основі гармонічного аналізу доцільно визначити квазістационарні ділянки процесу. Статистичні характеристики процесу для даних ділянок будуть мати вигляд нестационарного тензора кореляційних моментів.

Методи і результати аналізу є основою для імітаційного моделювання процесу у вигляді випадкового вектора із застосуванням методів Монте Карло.

Список літератури

1. Хайзель У., Сторчак М.Г., Дрозденко В.М., Струтинський В.Б. Експериментальне визначення характеристик стохастичного вектора сили різання при точінні // Сучасні технології в машинобудуванні: зб.наук.праць. – Вип.3 / Харків: НТУ «ХПІ», 2009. – С. 114 – 124.
2. Heisel, U.; Storchak, M.; Eisseler, R.: Determination of Cutting Parameters in Deep Hole Drilling with Single-Fluted Gun Drills of Smallest Diameters. Annals of the WGP, Production Engineering X/1, 2003, pp. 51 – 54.
3. Heisel, U.; Storchak, M.: Entwicklung der Modellbildung von Zerspanprozessen. // Сучасні процеси механічної обробки інструментами з НТМ та якість поверхні деталей машин: Зб. наук. праць (Серія Г «Процеси механічної обробки, верстати та інструменти»)/НАН України, ІНМ ім. В. М. Бакуля. – Київ, 2009. – С. 147 – 159.
4. Пугачев В.С. Введение в теорию вероятностей. – М.: Наука, 1968. – 368 с.
5. Струтинський В.Б. Тензорні математичні моделі процесів та систем Підручник. – Житомир: ЖДТУ, 2005. – 635 с.
6. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети – В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов – Издательство : Физматлит, 2001. – 221с.
7. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 382с.