

Однако можно констатировать наиболее чувствительные к изменению сравнительной оценки точности параметры, такие как:

- распределение значений параметров ПФ $\xi_j(t)$, $j = \overline{1, m}$ или ξ_j , $j = \overline{1, m}$;

- значения коэффициентов электрической нагрузки ЭРИ, при различных режимах функционирования радиоэлектронной системы $[K_{эл}(j)]_k^i$, $j = \overline{1, m}$;

- значения коэффициентов электрической нагрузки ЭРИ $K_{эл}^*$.

Выводы

Из анализа математической модели радиоэлектронных систем следует, что режимы нагрузки ЭРИ изменяются при функционировании. Изменения режимов нагрузки ЭРИ возникают вследствие изменения режимов функционирования РЭС.

Используя обобщенные аналитические модели для расчета эксплуатационной интенсивности отказов ЭРИ [7], с учетом изменения значений коэффициентов их электрической нагрузки, была установлена функциональная связь между номером ФРМЭ и значением эксплуатационной интенсивности отказов ЭРИ.

Сравнительная оценка точности расчета интенсивности отказов радиоэлектронных систем

предлагаемым методом по сравнению с методом структурных схем, зависит от значений параметров ПФ, от значений коэффициентов электрических нагрузок ЭРИ, при функционировании системы в различных режимах, а также от того, каким образом осуществлялось усреднение значений коэффициентов электрических нагрузок ЭРИ, для предоставления исходных данных при расчете с помощью метода-прототипа.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Надежность технических систем: Монография / Е. Переверзев, А. Алпанов, Ю. Даниев, П. Новак. – Д.: Пороги, 2002. – 396 с.
2. Ланецкий Б.Н. Основы теории надежности, эксплуатации и ремонта радиоэлектронной аппаратуры зенитных ракетных систем: Справочные материалы. – Х.: ХВУ, 1998. – 400 с.
3. Чернышев А.А. Основы надежности полупроводниковых приборов и интегральных микросхем: Монография. – М.: Радио и связь, 1988. – 256 с.
4. Гнеденко Б.В. Вопросы математической теории надежности: Монография. – М.: Радио и связь, 1983. – 376 с.
5. MIL-STD-756B. Reliability Prediction. – Washington D.C.: Department of Defense, 1981. – 96 с.
6. Хотунцев Ю.Л., Лобарев А.С. Основы радиоэлектроники: Учебное пособие. – М.: Агар, 2000. – 288 с.
7. Надежность ЭРИ: Справочник // С.Ф. Прытков, В.М. Горбачева, А.А. Борисов и др. / Научн. рук. С.Ф. Прытков – М.: ЦНИИ МО РФ, 2002. – 574 с.

УДК 004.896

МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В СИСТЕМІ УПРАВЛІННЯ АВТОНОМНОЇ РОБОТИЗОВАНОЇ ПЛАТФОРМИ

Д.т.н. І.Ш. Невлюдов, к.т.н. Г.В. Пономарьова, М.О. Волкова, Харківський національний університет радіоелектроніки

В статті запропоновано використовувати інформацію, отриману МЕМС гіроскопом, для розробки інтелектуальної системи управління роботом. Проведено експериментальні дослідження можливості застосування різних методів машинного навчання для вирішення поставленого завдання класифікації. Отримана і протестована модель класифікації. По зареєстрованим даним розпізнавання за методом Weighted KNN при тренуванні дає 83,2% достовірності.

В статье предложено использовать информацию, полученную МЭМС гироскопом, для разработки интеллектуальной системы управления роботом. Проведены экспериментальные исследования возможности применения различных методов машинного обучения для решения поставленной задачи классификации. Полученна и протестирована модель классификации. По зарегистрированным данным распознавание по методу Weighted KNN при тренировке дает 83,2% достоверности.

It was proposed to use information received by MEMS gyroscope for developing the intellectual control system of robot in the article. Pilot studies of applicability of the

different methods of machine learning have been undertaken to carry out the mandated task of classification. The pattern of classification was received and tested. The recognition of recorded data by the Weighted KNN method during training gives 83.2% confidence.

Ключові слова: система управління, машинне навчання, МЕМС гіроскоп, роботизована платформа, класифікація станів

Вступ

Інтелектуальна система управління роботом представляє собою багаторівневу ієрархію. Кожен рівень характеризує ступінь інтелектуальності – здатності самостійно вирішувати завдання, без допомоги оператора. Найнижчий рівень ієрархії – система управління виконавчими механізмами і пристроями виведення (модулем шасі, а саме руховою системою, блоком видачі листівки, двома світлодіодними матрицями 16x16, світовою сиреною, звуковими динаміками) [1]. Даний рівень дозволяє управляти платформою повністю в ручному режимі. Наступний рівень – система управління рухом, що дозволяє

здійснювати планування переміщень роботизованою платформи до певної мети з урахуванням різних факторів. При здійсненні переміщення ця система повинна враховувати задані аспекти поведінки, а також конструктивні, динамічні, а іноді навіть енергетичні, можливості конструкції робота. Тому для реалізації системи управління рухом інформаційно-рекламної мобільної платформи запропоновано використовувати MEMS 3-ох осевий гіроскоп.

Експериментальні дослідження

В ході роботи було проведено ряд експериментів з жорстко закріпленим на корпусі робота трьохосевим MEMS гіроскопом. Гіроскоп дозволяє відслідкувати, чи чітко виконання дій, та чи є при русі платформи буксування. Кожна дія робота – це певний стан. Тому були задані наступні стани:

- спокій – стан «0»;
- заїзд на гірку передом – стан «1»;
- з'їзд з гірки задом – стан «2»;
- заїзд на гірку задом – стан «3»;
- з'їзд з гірки передом – стан «4»;
- рух вперед – стан «5»;
- обертання проти часової стрілки – стан «6»;
- обертання за часовою стрілкою – стан «7».

Вхідними даними з гіроскопу є показання відповідно за X, Y та Z вісями та мітка стану. Фрагмент вхідних даних представлено на рис. 1.

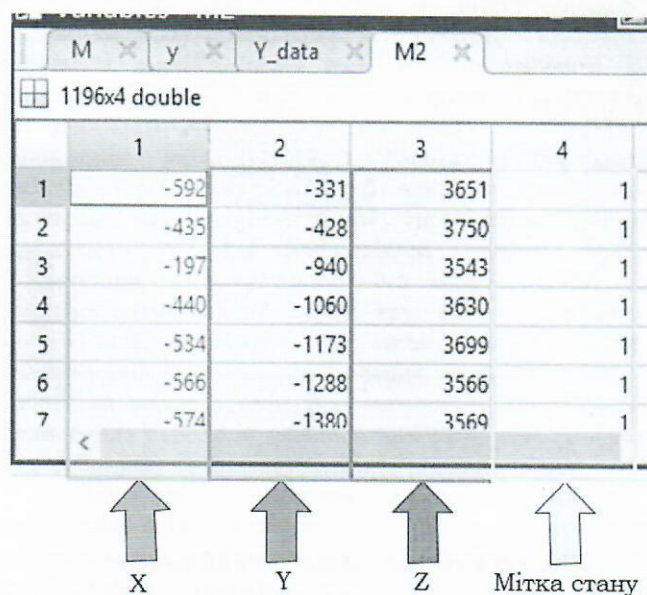


Рис. 1. Фрагмент результатів показання гіроскопу

Результати реєстрації даних при реалізації керуючих команд «рух вперед – стоп – обертання проти часової стрілки – стоп – обертання за часовою стрілкою – стоп» зображено на рис. 2.

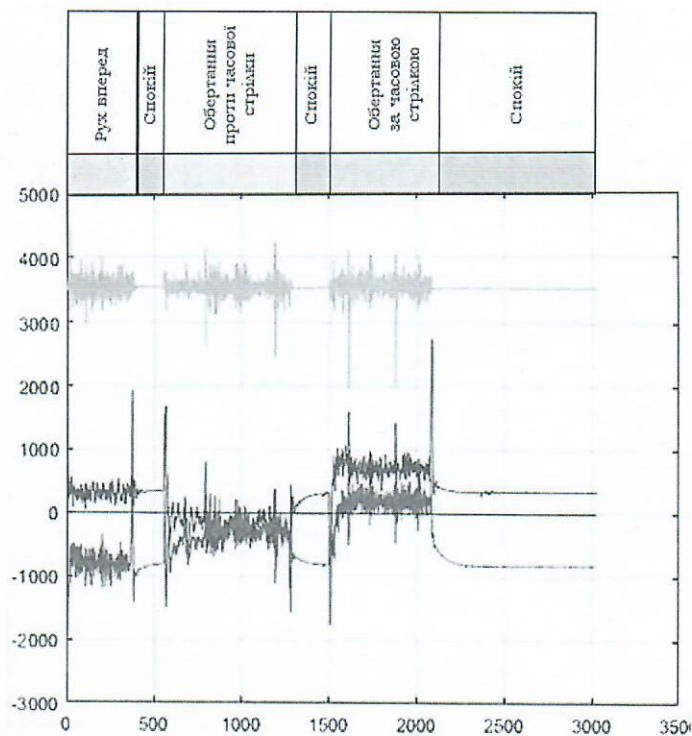


Рис. 2. Сценарій «рух вперед – стоп – обертання проти часової стрілки – стоп – обертання за часовою стрілкою – стоп»

Зареєстровані дані при сценарії «заїзд на гірку задом - з'їзд з гірки передом» та при сценарії «заїзд на гірку передом - з'їзд з гірки задом» наведені на рис. 3 та рис. 4 відповідно.

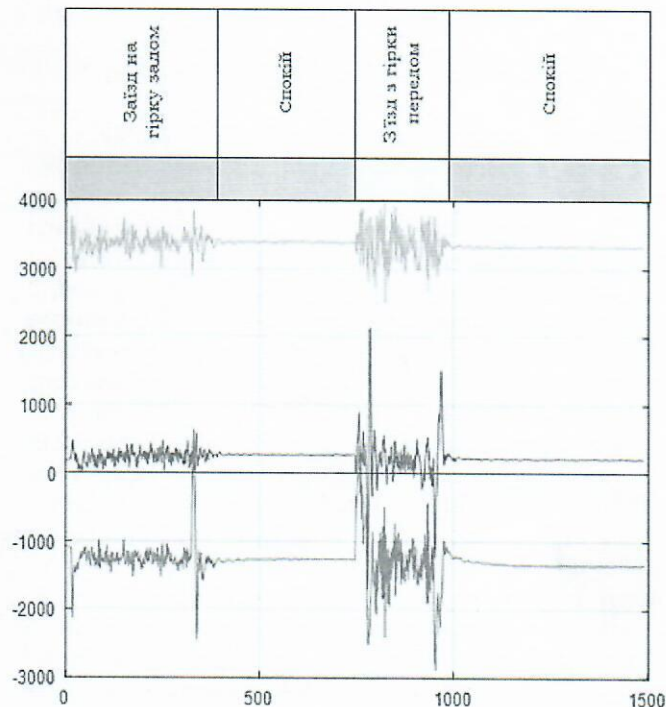


Рис. 3. Сценарій «заїзд на гірку задом - з'їзд з гірки передом»

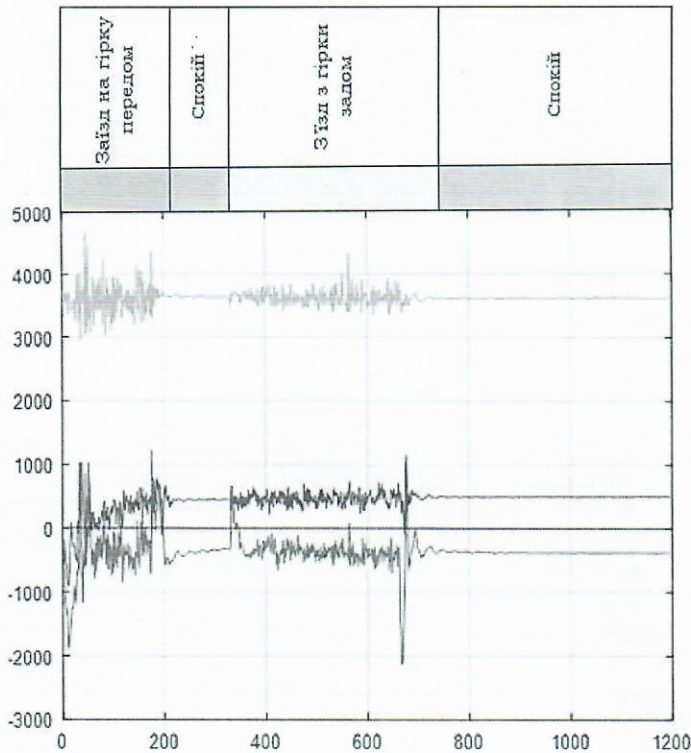


Рис. 4. Сценарій «заїзд на гірку передом - з'їзд з гірки задом»

На основі отриманих експериментальним шляхом даних з MEMS гіроскопа методами машинного навчання отримана і протестована модель класифікації (рис. 5-7).

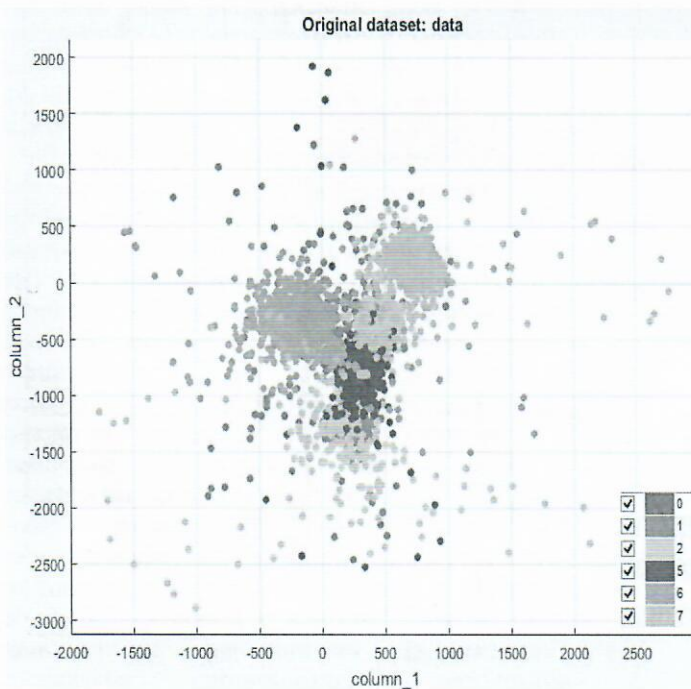


Рис. 5. Результат відображення множин значень в площині X та Y

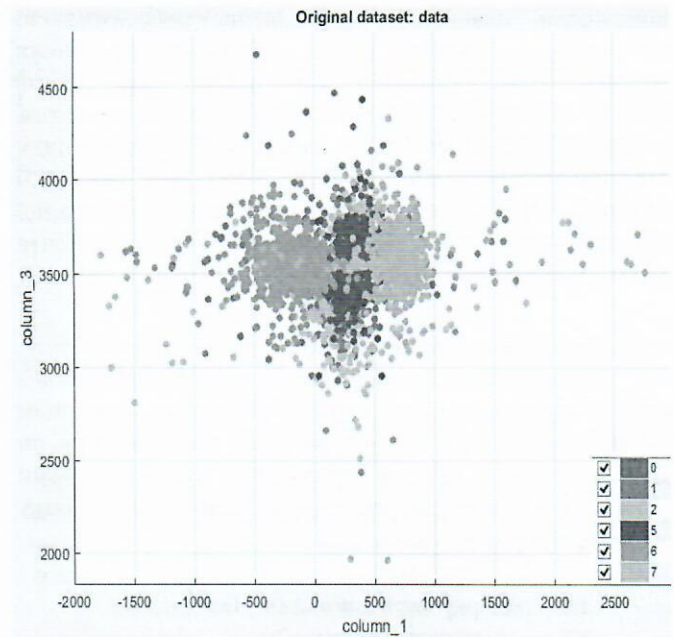


Рис. 6. Результат відображення множин значень в площині X та Z

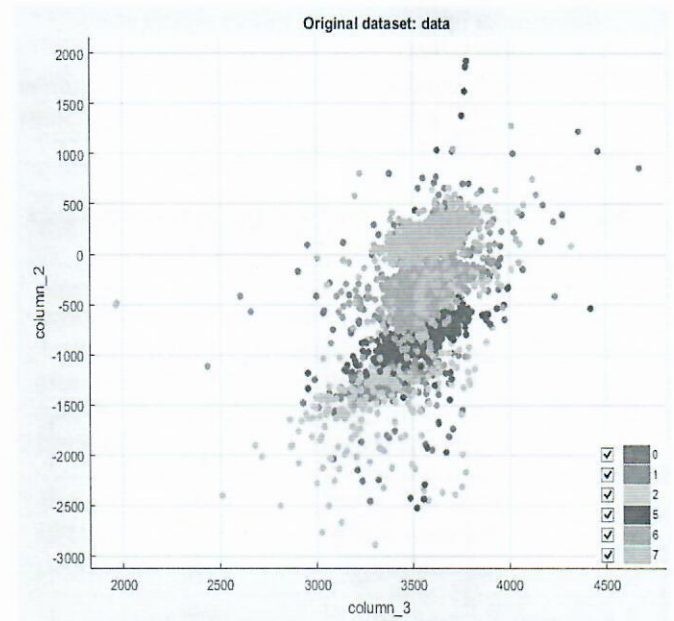


Рис. 7. Результат відображення множин значень в площині Z та Y

Постановка задачі класифікації станів

Формально задачу класифікації станів робота можна представити таким чином:

- X – множина даних про стан робота, отриманих з MEMS гіроскопа (по осі Ox , Oy , Oz);
- Y – кінцева множина класів (в роботі виділено 8 станів).

Існує невідома цільова залежність – відображення y^* : $X \rightarrow Y$, значення якої відомі тільки на відомих станах робота кінцевої навчаючої вибірки $X_m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$. Потрібно побудувати алгоритм a : $X \rightarrow Y$, здатний класифікувати довільний стан робота $x \in X$

У нашому випадку множина класів $Y=\{0,1,2,3,4,5,6,7\}$.

Таким чином, задача класифікації станів робота може бути вирішена наступним чином:

- отримання і обробка даних з MEMS гіроскопа;
- вибір алгоритму та метрик для класифікації;
- оцінка точності і ефективності навченої моделі;
- тестування моделі на нових даних.

Дані отримані з MEMS гіроскопа в процесі зміни станів робота представлені на рис. 2-4, а оброблені дані представлені на рис. 5-7.

В якості ознак обрані чисті дані, середнє у вікні різної апертури, стандартне відхилення в ковзному вікні і т.п.

Проведені експериментальні дослідження можливості застосування різних методів машинного навчання для вирішення поставленого завдання класифікації. Апробовані як базові так і комбінації математичних алгоритмів навчання, таких як: Complex Tree [2], Support vector machine (SVM) [3-4], алгоритм k-середнього (KNN, Medium KNN, Weighted KNN, Subspace KNN) [5-6], Boosted Trees [7-8], Bagged Trees [8], Boosted Trees [9]. В ході експерименту ж варіювалися різні метрики відстаней і їх ваги. У таблиці 1 представлені результати навчання обраними методами, що показали точність (Accuracy) у більш ніж 70% відсотках вибірки.

Таблиця 1

Результати навчання

Metod	Accuracy, %
Complex Tree	69.8
Medium Tree	76.8
Fine KNN	81
Medium KNN	83.2
Coarse KNN	78.9
Cosine KNN	76.1
Cubic KNN	83.2
Weighted KNN	88.7
Boosted Tree	77.7
Bagged Trees	82.7
Subspace KNN	75.3
Boosted Trees	74.6

Оцінка якості навчених моделей проводилася за такими критеріями як accuracy, confusion matrix, Parallel Coordinates plot ROC Curve. Найкращі результати показав метод Weighted KNN.

На рис. 8-9 представлені графіки confusion matrix, які допомагають визначити області, в яких класифікатор працює погано.

У першому випадку рядки показують справжні стани робота, а у стовбцях показані передбачені класи. Як видно з рис. 8 класифікатор працює гірше для визначення

класу «2» (з'їзд з гірки передом) і класу «3» (заїзд на гірку передом).

На рис. 9 в Confusion matrix показані помилкові спрацьовування класифікатора, під матрицею зеленим показано правильне передбачення в кожному класі, а помилкові значення показані червоним кольором.

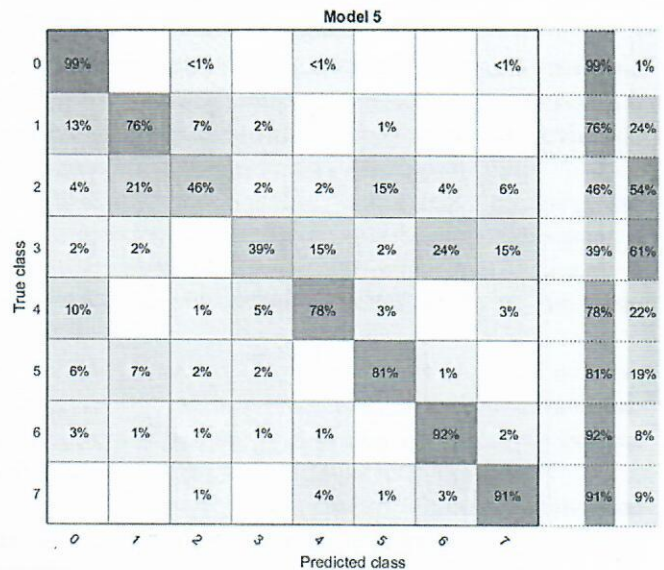


Рис. 8. Confusion matrix Weighted KNN

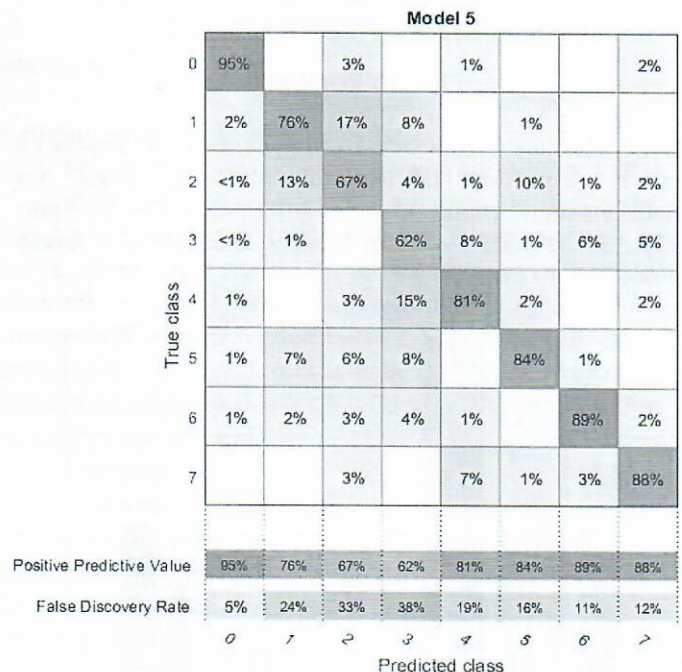


Рис. 9. Confusion matrix Weighted KNN

На рис. 10 представлений графік ROC Curve, який являє собою площу під кривою помилок. Крива ж є лінією в (0,0) до (1,1) в координатах True Positive Rate і False Positive Rate.

True Positive Rate показує, яку частку об'єктів позитивного класу з усіх об'єктів позитивного класу знайшов алгоритм, а False Positive Rate показує, яку частку з об'єктів negative класу алгоритм передбачив

невійрно. Кожна точка на графіку відповідає вибору деякого порога. Площа під кривою в даному випадку показує якість алгоритму (більше – краще). Так само важливою характеристикою є крутизна самої кривої, яка повинна наближатися до точки (0,1). Як бачимо з рис. 10, зазначена умова виконується.

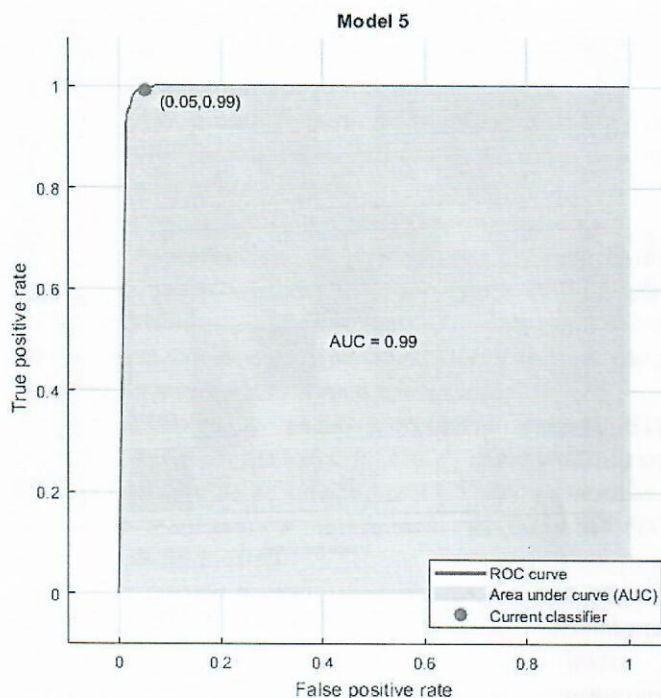


Рис. 10. ROC Curve

Для навченої моделі були проведені тестування і в якості результату класифікації отримано графік для послідовності станів «5-0-6-0-7-0-1-0-2-0-3-0-4-0» (рис. 11), де по осі X – номер відліку, а по осі Y – номер розпізнаного стану.

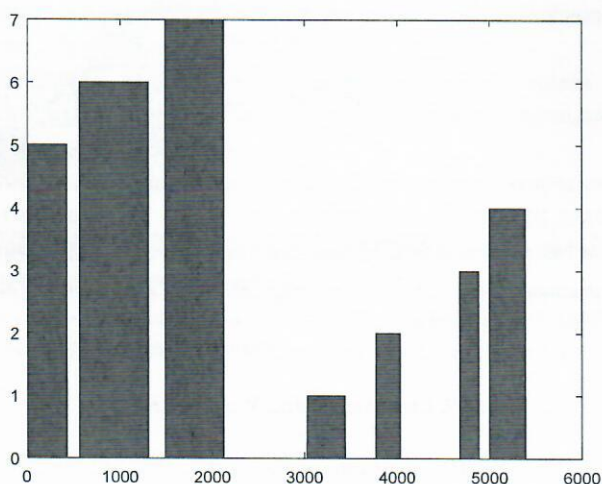


Рис. 11. Результати класифікації для послідовності станів «5-0-6-0-7-0-1-0-2-0-3-0-4-0»

Висновки

В роботі запропоновано використовувати дані, отримані за допомогою МЕМС гіроскопа для розробки інтелектуальної системи управління роботом. Дані, які отримані з жорстко закріпленого на корпусі робота 3-ох осьового МЕМС гіроскопа, стали вхідною інформацією для розв'язання задачі ідентифікації стану робота в реальному часі. Обрано 8 класів станів робота, включаючи стан спокою і лінійного переміщення по похилій поверхні вгору і вниз. На основі отриманих експериментальним шляхом даних з МЕМС гіроскопа методами машинного навчання отримана і протестована модель класифікації.

Навіть без розрахунків додаткових ознак по зареєстрованим даними розпізнавання за методом Weighted KNN при тренуванні дає 83,2% достовірності. На реальних даних цей показник не знижується і при додатковій обробці може бути збільшений. Розпізнавання на підставі ознак (стандартне відхилення у вікні апертурою 20 вимірювань, rms значень, середнє значення в апертурі вікна) не підвищило якість класифікації.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ:

1. Волкова М.А. Система управления информационно-рекламной мобильной платформой [Текст] / М.А. Волкова // Збірник студентських наукових статей «автоматизація та приладобудування» АПР-2017 2 частина (Випуск 2017): -Харків/Редкол.: Невлюдов І.Ш.(голова), та інші. Харків: Вид-во Харківського національного університету радіоелектроніки [електронне видання], 2017.– с. 132-136
2. Gareth, James; Witten, Daniela; Hastie, Trevor; Tibshirani, Robert (2015). *An Introduction to Statistical Learning*. New York: Springer. p. 315. ISBN 978-1-4614-7137-0.
3. Hsu, Chih-Wei; Chang, Chih-Chung & Lin, Chih-Jen (2003). *A Practical Guide to Support Vector Classification* (Technical report). Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University.
4. Chang and C.-J. Lin. LIBSVM: a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(3):27:1–27:27, 2011. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
5. Fan, K.-W. Chang, C.-J. Hsieh, X.-R. Wang, and C.-J. Lin. LIBLINEAR: a library for large linear classification. *Journal of Machine Learning Research*, 9:1871– 1874, 2008. URL <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/liblinear.pdf>.
6. Ron Kohavi and Pat Langley and Yeogirl Yun, *The Utility of Feature Weighting in Nearest-Neighbor Algorithms*. *Proceedings of the Ninth European Conference on Machine Learning*, 1997. p.85–92. Springer-Verlag.
7. Tom M. Mitchell (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math. p. 432. ISBN: 0070428077.
8. Chen, Tianqi. "Introduction to Boosted Trees." *University of Washing Computer Science*. University of Washington, 22 Oct. 2014. Web.
9. Trevor Hastie. *Trees, Bagging, Random Forests and Boosting*. Stanford University. URL <http://jessica2.msri.org/attachments/10778/10778-boost.pdf>