

УДК 004.4'277

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.6.2/30>**Савула А.А.**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**Коротинський А.П.**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## ЗАСТОСУВАННЯ ЗВУКОВИХ ОЗНАК ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТЕХНІКО-ЕКСПЛУАТАЦІЙНОГО СТАНУ ПРОМИСЛОВОГО ОБЛАДНАННЯ

У статті досліджено можливість застосування звукових ознак для виявлення несправностей в роботі промислового обладнання. Проаналізовано різні методи отримання акустичних ознак сигналу, включаючи спектральний центроїд, повну спектральну енергію, енергію в заданих частотних діапазонах, відношення енергій різних частотних смуг та спектральну щільність потужності. На основі експериментальних даних роботоелектродвигуна проведено порівняльний аналіз ефективності досліджуваних акустичних ознак. Встановлено, що спектральний центроїд демонструє стабільну різницю між справним та несправним станом з дисперсією 50–100 Гц, що дозволяє використовувати його як надійний індикатор зміни технічного стану, використавши просте порівняння з попередніми або взірцевими записами. Аналіз енергетичних характеристик у діапазонах середніх (100–1000 Гц) та високих (1000–10000 Гц) частот виявив значне зростання енергії при появі несправностей. Також було продемонстровано, що несправності можуть проявлятися як в загальному широкому спектрі діапазонів так і в більш вузькому спектрі частот, що робить підхід розкладання аудіо сигналу на частотні проміжки ефективним інструментом для аналізу та більш точного визначення типу несправності в подальшому. Дослідження відношень енергій частотних смуг до загальної енергії сигналу дозволило ідентифікувати та виокремити окремі частотні проміжки, де енергія зростає, що напряму вказує про зміну стану та є потужним індикатором для пошуку частотного діапазону несправностей.

Для кількісної оцінки відмінностей між технічними станами застосовано метрику косинуса подібності, що дозволяє ефективно порівнювати вектори ознак. Експериментальні результати показали суттєву різницю між записами справного обладнання та обладнання з малопомітними дефектами, підтверджуючі можливість використання як ознак так і самої метрики для виявлення дефектів промислового обладнання на основі записів звуку його роботи. Що дає змогу в подальшому будувати промислові системи автоматизації і використовувати такий підхід у промисловості.

**Ключові слова:** технологічний об'єкт, алгоритми, критерії, система підтримки прийняття рішень.

**Постановка проблеми.** В умовах сучасного промислового виробництва надійність та безперервність роботи обладнання є критичними факторами забезпечення ефективності підприємства. Несвоєчасне виявлення несправностей може призвести до значних фінансових втрат через простої виробництва, витрати на ремонт та заміну обладнання, а також потенційні ризики для безпеки персоналу.

Традиційні методи діагностики часто вимагають зупинки обладнання для проведення перевірок, що знижує продуктивність виробництва. Також присутні випадки з контролем техніко-експлуатаційного стану обладнання, до якого немає прямого доступу, до прикладу погрузні насоси,

що викликає потребу в спеціалізованих датчиках, які мають достатньо велику собівартість і до яких висувуються жорсткі умови монтажу та експлуатації. Крім того, візуальний огляд та планово-попереджувальні ремонти не завжди дозволяють виявити несправності на ранніх стадіях їх розвитку. Тому розробка та впровадження нових методів діагностики, зокрема на основі аналізу звукових сигналів, набуває особливої актуальності.

Використання звукових ознак для діагностики несправностей має ряд суттєвих переваг: можливість проведення моніторингу в режимі реального часу без зупинки обладнання, раннє виявлення відхилень у роботі механізмів, низька вартість впровадження порівняно з іншими мето-

дами технічної діагностики. Сучасні досягнення в галузі обробки сигналів, машинного навчання та штучного інтелекту відкривають нові можливості для автоматизації процесу діагностики на основі акустичних даних.

Тим не менш, виникає проблема дослідження використання різних аудіальних ознак в контексті промислового обладнання, оскільки для кожного типу обладнання будуть унікальні техніко-експлуатаційні умови, різні шуми, та фони. Саме тому потрібно дослідити, можливість використання певних особливостей аудіо сигналу у вирішенні задачі зміни стану обладнання для подальшого використання в промислових системах автоматизації.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У статті [1] автори використовують комплексний набір звукових ознак для вирішення задачі класифікації звуків навколишнього середовища. Розглянемо детальніше кожну з використаних ознак та їх значення для аналізу. Однією з базових характеристик, що використовується в дослідженні, є частота перетину нуля (Zero-crossing Rate, ZCR). Цей параметр вимірює, як часто звуковий сигнал змінює своє значення між позитивними та негативними величинами. ZCR є особливо корисним для розрізнення шумових та тональних звуків, оскільки дає уявлення про частотний склад сигналу. Спектральний центроїд (Spectral Centroid) представляє собою «центр маси» спектру сигналу. Ця характеристика вказує на частоту, навколо якої концентрується основна енергія сигналу, що дозволяє оцінити так звану «яскравість» звуку. Спектральний центроїд є важливим параметром для розрізнення різних типів звуків за їх тембральними характеристиками. Автори також використовують спектральний спад (Spectral Rolloff), який визначає частоту, нижче якої зосереджено певний відсоток спектральної енергії. Ця характеристика допомагає краще зрозуміти розподіл енергії в спектрі звуку та є корисною для класифікації різних типів звукових сигналів. Спектральна ширина (Spectral Bandwidth) вимірює ширину частотного діапазону сигналу та показує, наскільки широко розподілена енергія по частотному спектру. Ця характеристика важлива для визначення «щільності» звуку та його спектральної насиченості. Результати дослідження показують, що такий комплексний набір ознак дозволяє досягти високої точності класифікації. Але залишається питання можливості використання цих самих ознак для класифікації промислових несправностей.

Авторами статті [2] було розглянуто можливість використання таких ознак як швидке перетворення Фур'є та мел частотні кепстральні ознаки для класифікації сегментів аудіо сигналу. Базуючись на цих ознаках з використанням згорткових нейромереж вони дослідили, що є можливість класифікувати певні сегменти аудіо записів базуючись на цих ознаках. Але важливо зазначити, що для створення подібного класифікатора важливо мати великий об'єм навчальної вибірки, що не є можливим при класифікації стану несправностей, оскільки підприємства намагаються підтримувати промислове обладнання в як умога кращому техніко експлуатаційному стані.

Авторами статті [3] було запропоновано велику кількість ознак і їх комбінацій, а саме: Spectral centroid (SC), Spect roll-off (SR), Spectral flux (SF), Spectral bandwidth (SB), Stereo panning spectrum features (SPSF), Spectral flatness Measure (SFM), Spectral crest factor (SCF), Zero-crossing rate. Це відноситься до категорії спектральних ознак сигналу. Також є категорія тембральних ознак. Метою було дослідити чи можна використовувати ці ознаки в кластеризації і класифікації типів аудіо сигналів. В результаті автори отримали високі показники точності моделей машинного навчання з використанням цих ознак.

Авторами статті [4] було досліджено використання таких ознак як відношення енергій, спектральний центроїд, середньоквадратичний корінь енергії, широкосмугова енергія та розподіл енергії за частотами для різних типів задач, а саме: класифікація жанрів музики, розпізнавання мови, та генерація аудіо. Також було досліджено використання цих ознак з використанням різних типів алгоритмів машинного навчання, наприклад: к-середніх, дерева рішень, машина допоміжних векторів та при використанні з нейромережами, а саме: згорткові нейронні мережі та рекурентні нейронні мережі. В результаті автори отримали, що ці ознаки підходять для вирішення різних типів задач і гарно показують себе з використанням різних алгоритмів машинного навчання.

**Постановка завдання.** Головною метою є – дослідити можливість використання та екстракції ознак з аудіо сигналу роботи промислового обладнання для пошуку несправностей та перевірити можливість відслідковувати зміну техніко експлуатаційного стану промислового обладнання, які містять записи технічних несправностей обладнання.

**Виклад основного матеріалу.** На основі аналізу існуючих досліджень пов'язаних з обробкою аудіальних даних, було обрано наступні ознаки:

- Спектральний центроїд
- Повна спектральна енергія
- Енергія в заданих частотних діапазонах
- Відношення енергій різних частотних смуг
- Спектральна щільність потужності

Спектральний центроїд представляє собою «центр мас» спектру і розраховується як середньозважена частота спектру:

$$\text{Спектральний центроїд (СЦ)} = \frac{\sum_0^n (f[n] * m[n])}{\sum_0^n m[n]}$$

де:

- $f[n]$  – частота для  $n$ -го біну спектру
- $m[n]$  – магнітуда для  $n$ -го біну спектру

Повна спектральна енергія – це інтегральна характеристика, що відображає сумарну енергію сигналу по всьому частотному діапазону і обчислюється як сума квадратів амплітуд всіх частотних компонент сигналів.

Математично дана ознака виражається наступним чином:

$$\text{Повна спектральна енергія} = \sum_1^n |X(n)|^2$$

де:

- $X(n)$  – комплексне значення  $k$ -го біну спектру
- $|X(n)|$  – магнітуда спектру для  $k$ -го біну

Відношення енергій смуг – це характеристика, що визначає співвідношення енергій між різними частотними діапазонами аудіо сигналу і використовується для аналізу спектрального балансу. Математичне визначення:

$$\text{Відношення енергій смуг} = \frac{E_i}{E_j}$$

де:

- $E_i$  – енергія в  $i$ -му діапазоні
- $E_j$  – енергія в  $j$ -му діапазоні

Спектральна щільність потужності – це характеристика, що описує розподіл потужності сигналу на різних частотах. Визначає, як потужність сигналу розподілена в частотному домені. Математичне це виражено наступним чином:

$$\text{Спектральна щільність потужності} = \frac{X(f)}{(fs * N)}$$

де:

- $X(f)$  – перетворення Фур'є сигналу
- $fs$  – частота дискретизації
- $N$  – кількість точок

Для дослідження було відібрано записи роботи промислового електродвигуна з несправністю та в повністю справному стані. І було використано вище наведені методи екстракції особливостей

звуку, як результат отримали наступні значення фіч. На рисунку 1 наведено графічне відображення порівняння спектрально центроїду справно електродвигуна і електродвигуна з несправністю. Можна помітити, що вони мають різні значення, тобто це може слугувати показником зміни стану і цю ознаку є сенс розглядати далі. Також знайти відхилення від норми в цій ознаці є достатньо просто, оскільки розподіл енергії є достатньо стабільний, дисперсія вибірки 50–100 Гц, ми можемо порахувати середнє значення отриманого масиву і відняти їх між собою. Це дає змогу легко застосовувати цю ознаку не тільки в алгоритмах машинного навчання а також при статистичному і аналітичному аналізі даних.

Наступною ознакою було розглянуто зміну енергії в різних частотних діапазонах. Для цього було використано широкополосний фільтр з різними зрізами частот:

- Діапазон середніх частот (100–1000 Гц):
- 200–400 Гц
- 300–700 Гц
- 400–800 Гц
- Діапазон високих частот (1000–10000 Гц):
- 1000–3000 Гц
- 2000–5000 Гц
- 3000–7000 Гц

Таким чином розділивши записи роботи обладнання на данні проміжки частот як результат було отримано, те що при появі несправностей в двигуні енергія звуку різко зростає, що наведено на рисунках 2 та 3.

При розгляді такої особливості як відношення енергії частот до загальної енергії, було використано той самий принцип, що і в попередньому випадку. Отримані результати показують, що відношення частотних проміжків до загальної енергії зростає, що в свою чергу може вказувати вже на конкретну частотну область в якій сталася несправність, тобто це може виступати гарною особливістю для використання при навчанні нейронних мереж. Результати наведені на рисунку 4.

Для того, щоб підтвердити можливість використання описаних вище ознак пов'язаних з енергетичним розподілом, а також їх ефективність при вирішенні задачі класифікації стану обладнання було пороховано таку метрику, як косинус подібності. Дані отримані після екстракції ознак з сигналу представляють собою вектор значень подібний до часового рядку, тому є можливість порівнювати їх за допомогою різних методів пошуку подібності таких як: косинус подібності, евклідова відстань та інші.



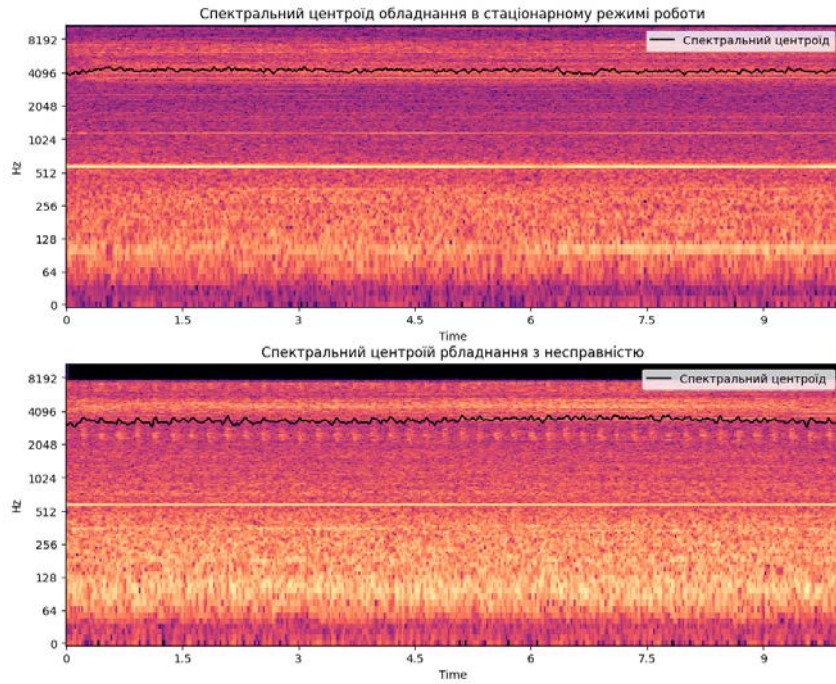


Рис. 1. Порівняння спектрального центроїду двох аудіо сигналів

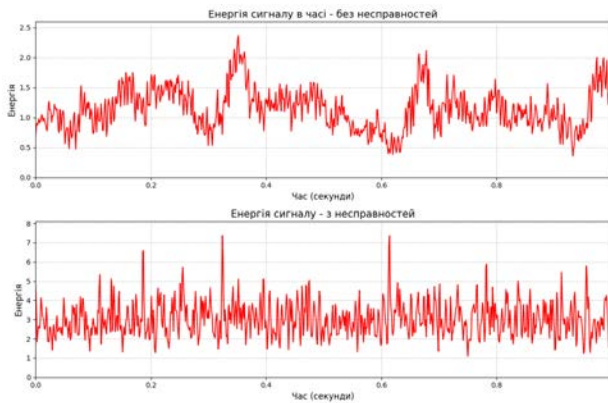


Рис. 2. Порівняння енергії зі зрізом частот 100–1000 Гц

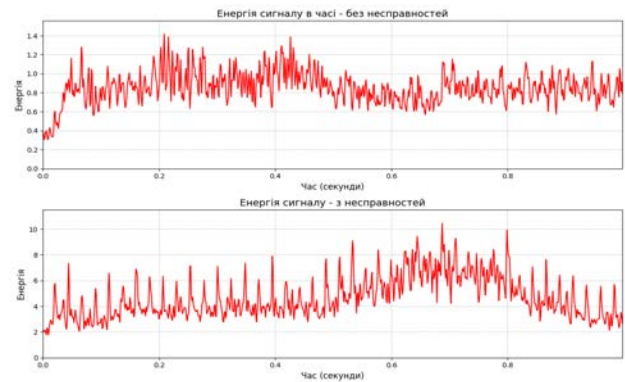


Рис. 3. Порівняння енергії зі зрізом частот 1000–10000 Гц

Косинус подібності – коефіцієнт подібності двох ненульових векторів у предгілбертовому просторі, який обчислюється як косинус кута між ними. Косинус  $0^\circ$  дорівнює 1, а для всіх інших значень кута в інтервалі  $(0, \pi]$  буде менше за 1. Отож, це оцінка напрямку, а не величини: два вектори з однаковим напрямком мають косинус подібності 1, а два вектора, які утворюють кут  $90^\circ$  один відносно одного, мають подібність 0, а два діаметрально направлені вектори мають подібність -1, незалежно від їх довжини. Таким чином, чим ближчі наші вектори тим ближче до 1 буде значення цієї метрики. Також вона має перевагу в тому, що при наявності хоча б одного

екземпляру поломки, яка сталася, цю метрику можна використати для порівняння і знаходження цієї несправності з бази знань.

В результаті було отримано дані косинуса подібності для двох записів порівнюючи його з взірцевим. Взірцевий запис – це запис справного обладнання без поломок в робочих умовах. Другий запис – це запис того самого обладнання зроблений через певний проміжок часу, в якому відсутні явно виражені дефекти. Третій запис зроблений при відсутності явно виражених дефектів, але з наявністю малопомітних дефектів змащування. Результати порівняння косинуса подібності для ознаки розподілу енергії вздовж частот наведені в таблиці 1.

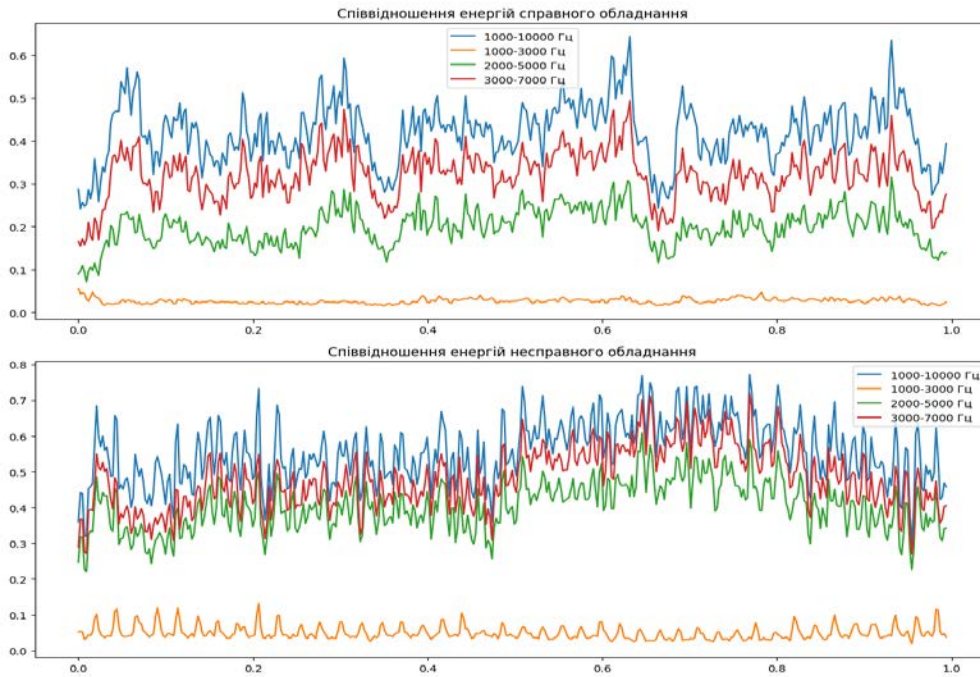


Рис. 4. Порівняно відношень енергії різних частотних проміжків до загальної енергії

Таблиця 1

Порівняння косинусу подібності розподілу енергії

Частотний зріз		Косинус подібності	
Нижня межа зрізу (Гц)	Верхня межа зрізу (Гц)	Запис без дефектів зроблений через певний проміжок часу	Запис з мало вираженими дефектами
100	1000	0.9	0.65
200	400	0.88	0.7
300	700	0.87	0.8
400	800	0.9	0.8
1000	10000	0.86	0.4
1000	3000	0.9	0.5
2000	5000	1	0.3
3000	7000	1	0.2

Таблиця 2

Порівняння косинусу подібності відношення енергій

Частотний зріз		Косинус подібності	
Нижня межа зрізу (Гц)	Верхня межа зрізу (Гц)	Запис без дефектів зроблений через певний проміжок часу	Запис з мало вираженими дефектами
100	1000	0.7	0.5
200	400	0.74	0.4
300	700	0.73	0.4
400	800	0.76	0.45
1000	10000	0.75	0.4
1000	3000	0.7	0.23
2000	5000	0.6	0.4
3000	7000	0.8	0.3

За таким самим принципом було розраховано і розглянуто косинус подібності для ознаки відношення енергій частотних проміжків до загальної енергії сигналу. У таблиці 2 наведено порівняння результатів цих розрахунків.

**Висновки.** В ході проведеного дослідження було досліджено можливості використання акустичних ознак для виявлення несправностей промислового обладнання. На основі експериментальних даних було проаналізовано різні методи екстракції звукових ознак та оцінено їх ефективність для задач технічної діагностики.

Дослідження спектрального центроїду показало стабільну різницю між справним та несправним станами обладнання з дисперсією 50–100 Гц, що підтверджує можливість використання даної характеристики як індикатора зміни технічного стану. При аналізі енергетичних характеристик сигналу в різних частотних діапазонах (100–1000 Гц та 1000–10000 Гц) виявлено значне зростання енергії при появі несправностей, що дозволяє ефективно детектувати відхилення від нормального режиму роботи.

Застосування метрики косинуса подібності для порівняння векторів ознак дозволило кількісно

оцінити відмінності між різними технічними станами обладнання. Для справного стану значення косинуса подібності становили 0.86–1.0, тоді як при наявності малопомітних дефектів ці значення знижувались до 0.2–0.8, що свідчить про високу чутливість методу.

Дослідження відношень енергій частотних смуг до загальної енергії сигналу показало можливість локалізації частотних областей, пов'язаних

з конкретними типами несправностей. Це створює передумови для розробки систем класифікації дефектів на основі акустичних характеристик.

Таким чином, отримані результати підтверджують перспективність використання звукових ознак для задач технічної діагностики промислового обладнання та можливість створення на їх основі автоматизованих систем моніторингу технічного стану.

#### Список літератури:

1. Fu Z., Lu G., Ting K. M., Zhang D. A Survey of Audio-Based Music Classification and Annotation. *IEEE Transactions on Multimedia*. 2010. № 13(2). С. 303–319.
2. Kohshelan, Wahid N. Improvement of Audio Feature Extraction Techniques in Traditional Indian Musical Instrument. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Springer International Publishing. Cham, 2014. С. 507–516. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-07692-8\\_48](https://doi.org/10.1007/978-3-319-07692-8_48)
3. Mukkamala S. N. V. Jitendra, Radhika Y. A Review: Music Feature Extraction from an Audio Signal. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2020. № 9(2). С. 973–980.
4. Constantinescu C., Brad R. An Overview on Sound Features in Time and Frequency Domain. *International Journal of Advanced Statistics and IT&C for Economics and Life Sciences*. 2023. № 13(1). С. 45–58. <https://doi.org/10.2478/ijastels-2023-0006>

#### Savula A.A., Korotynsky A.P. APPLICATION OF SOUND FEATURE FOR MONITORING THE TECHNICAL AND OPERATIONAL CONDITION OF INDUSTRIAL EQUIPMENT

*The article investigates the possibility of using acoustic features to detect faults in industrial equipment. Various methods for obtaining acoustic signal features are analysed, including the spectral centroid, total spectral energy, energy in specified frequency bands, the ratio of energies of different frequency bands, and power spectral density. On the basis of experimental data from an electric motor, a comparative analysis of the effectiveness of the studied acoustic features is carried out. It was found that the spectral centroid demonstrates a stable difference between the serviceable and faulty states with a dispersion of 50–100 Hz, which allows it to be used as a reliable indicator of changes in the technical condition using a simple comparison with previous or reference records. The analysis of energy characteristics in the medium (100–1000 Hz) and high (1000–10000 Hz) frequency ranges revealed a significant increase in energy when faults occur. It was also demonstrated that faults can occur both in the general wide range of bands and in a narrower range of frequencies, which makes the approach of decomposing the audio signal into frequency bands an effective tool for analysing and more accurately determining the type of fault in the future. The study of the ratios of the energies of frequency bands to the total energy of the signal allowed us to identify and isolate individual frequency bands where the energy increases, which directly indicates a change in the state and is a powerful indicator for finding the frequency range of faults.*

*To quantify the differences between technical states, the cosine similarity metric is applied, which allows for an effective comparison of feature vectors. The experimental results showed a significant difference between the recordings of serviceable equipment and equipment with subtle defects, confirming the possibility of using both the features and the metric itself to detect defects in industrial equipment based on sound recordings of its operation. This makes it possible to build industrial automation systems and use this approach in industry in the future.*

**Key words:** technological object, algorithms, criteria, decision support system.