

Розпізнавання сигналів випробувань вибухових речовин на стійкість до механічного впливу методом вейвлетного аналізу

О.В.Самощенко, К.М.Лабінський, В.О.Прилепський
Донецький національний технічний університет
samoshchenko@cs.donntu.edu.ua

Самощенко О.В., Лабінський К.М., Прилепський В.О. Розпізнавання сигналів випробувань вибухових речовин на стійкість до механічного впливу методом вейвлетного аналізу. Розглянуто алгоритм автоматичної фіксації результатів випробувань вибухових речовин на стійкість до механічного удару із використанням вейвлет-перетворення. Методика розпізнавання передбачає попередній аналіз характеру звукових сигналів, сегментацію, вибір оптимальних параметрів вейвлет-перетворення, а також побудову класифікатора на основі штучних нейронних мереж.

Вибухова речовина, спектральний аналіз, вейвлет-перетворення, штучна нейронна мережа, перцептрон

Вступ

Випробування вибухових речовин на стійкість до удару є невід'ємною частиною випробувань, що проводяться при їх виготовленні та розповсюдженні. Результати експериментів реєструються на слух та візуально. Головним недоліком такого підходу є фактор суб'єктивності, який ставить під сумнів результати випробування. Тому актуальним є використання сучасних методів автоматичної реєстрації та комп'ютерної обробки результатів, заснованих на спектральному аналізі звуку вибуху, що відтворює його фізичні особливості.

Реєстрація звуку

На рисунку 1 показана фотографія копра Каста для проведення випробувань вибухових речовин на чуттєвість до удару. Самі речовини містяться в штемпельних приладах, показаних на рисунку 2. Падаюча гиля масою 2кг б'є по роликam штемпельного приладу, між якими розташовується вибухова речовина.



Рисунок 1 – Зовнішній вигляд копра Каста



Рисунок 2 – Штемпельний прилад для випробувань вибухових речовин на стійкість до удару

Звук вибуху, що підлягає аналізу, є нестационарним. По-перше, у ньому присутній звук моменту удару платформи по вибуховій речовині, а далі має місце вибух, спалах або вигорання. Якщо випробування закінчилося відмовою, то присутня луна від удару платформи. Також у разі вибуху чи вигорання має місце накладення звуку луни від удару на звук вибуху. Саме тому аналіз звуку вимагає процедури сегментації, а розробка алгоритму розпізнавання включає декілька етапів.

Інтерференція лун може перешкоджати якісному розпізнаванню, адже різні перешкоди по-різному відбивають звукові хвилі. Проте в реальних умовах випробувань, що проведені, найближчими перешкодами були металеві конструкції, які рівномірно відбивають спектр звукового сигналу. Луна від стін матиме, за припущенням, відносно невелику енергію.

При дослідженнях враховуються технічні характеристики мікрофону. У цій роботі використовувався вокальний мікрофон Shure SM58-LCE [1], який має типову амплітудно-частотну характеристику вокального мікрофону із завалом на басах. Кардіоїдна спрямованість перешкоджає потраплянню в запис сторонніх шумів та дозволяє отримати максимальну чуттєвість у напрямку випробувальної установки.

Дослідження сигналу в часовому та частотному поданнях

Сигнал досліджується в часовому та частотному поданнях за допомогою безперервного вейвлет-перетворення. Проте існують певні труднощі при інтерпретації результатів.

Обчислення коефіцієнтів можна графічно зобразити наступним чином (рисунок 3) [2].

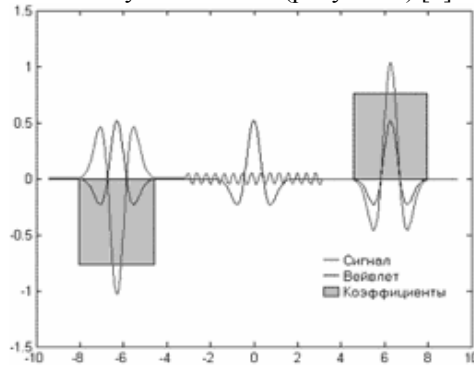


Рисунок 3 – Обчислення коефіцієнтів безперервного вейвлет-перетворення

Значення коефіцієнту залежить від фази коливання частотної компоненти сигналу, що виявляється вейвлетом на певному масштабі. Це зумовлює перепади значень коефіцієнтів на вейвлетограмі та проявляє себе в появі вертикальних смуг різної яскравості. Цей ефект можна спостерігати на рисунку 4, де зображена вейвлетограма звуку випробування, яке закінчилося вибухом.

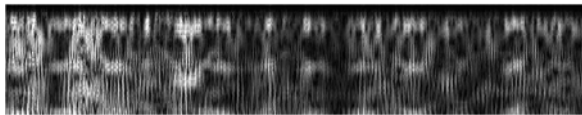


Рисунок 4 – Приклад вейвлетограми досліджуваного сигналу

Періодичні зміни (коливання), що відбуваються з певною частотою, однозначно відповідають деякому масштабу змін. Оскільки вейвлети мають хорошу локалізацію за частотою, то на карті перетворення ці коливання виглядають як ланцюжок «пагорбів», що мають «вершини» на масштабі, відповідному частоті коливань і розташовані в точках (по осі часу), в яких ці зміни досягають найбільших значень (відповідно, «дно» западин між пагорбами припадає на точки найменшого значення коливань). Це явище проілюстровано на вейвлетограмі, яка показана на рисунку 5. Якщо протягом всього досліджуваного процесу зміни відбуваються з однією і тією ж частотою, то «пагорби» розташовуються на одній лінії вздовж осі часу, а відстань між їхніми вершинами завжди однакова (і «дно» періоду коливань). Якщо ж частота коливань змінюється, то вершини «зсуваються» у напрямку відповідної зміни масштабу, а відстань між ними теж змінюється.

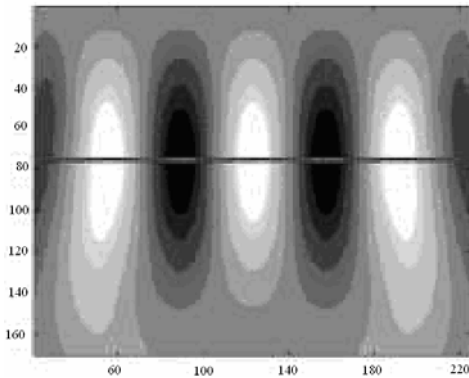


Рисунок 5 – Ланцюг максимумів та мінімумів, що утворюються при безперервному вейвлет-перетворенні

У роботі [3] пропонується використовувати інтегрування коефіцієнтів у частотно-часовому вікні з метою формування стійких до цього ефекту векторів ознак. Проте такий захід необхідний лише в тому випадку, якщо безперервне вейвлет-перетворення використовується для надання наочної інформації людині, яка не має достатніх знань для інтерпретації результатів.

Вибір параметрів вейвлет-аналізу та інформативних критеріїв

На даному етапі не існує чітких алгоритмів вибору оптимального вейвлета. Існують дослідження, у яких для кожного виду особливості модельного сигналу підбрано найкращий вейвлет за критерієм мінімальної ентропії. Тому вейвлет обрано методом візуального порівняння результатів виконання пакетного вейвлет-перетворення. Схожі результати отримані при використанні декількох вейвлетів. Серед них обрано широко застосований вейвлет Добеши, а його порядок дорівнює 8.

Глибина розкладання визначає роздільну здатність перетворення в частотній області. З одного боку, вона має бути якомога більшою, з іншого боку, на кожному рівні кількість коефіцієнтів зменшується вдвічі, і при надто глибокому розкладанні мала довжина рядів коефіцієнтів почне вносити погрішності в оцінку внеску частотних смуг в образ сигналу, вимагаючи при цьому більших витрат процесорного часу.

Для вибору вейвлетного базису та глибини розкладання може бути використаний алгоритм, подібний тому, що застосовано в роботі [4] для скорочення розрядності вектору ознак. Визначення інформативності ознак виконується за допомогою штучних нейронних мереж. Якщо дві ознаки, що належать, відповідно, високочастотній та низькочастотній частини деякої смуги частот, виявляються інформативними, то розкладання сигналу на ці частини можна уникнути. Ці

елементи будуть замінені на один елемент, обчислений за вищезгаданою частотною смугою.

Інформативність критерію оцінюватиметься наступним чином. На першому етапі обчислюються виходи навченої нейронної мережі. У якості міри інформативності використовуються відношення моментів лінійної регресії між очікуваними виходами та отриманими в тестовій вибірці і модифікованій вибірці, у якій значення певного елемента вектора ознак зафіксовані на середньому значенні. Класифікатор має три виходи, проте при обчисленні моменту регресії до уваги береться лише той вихід, що відповідає очікуваному класу об'єкта. Найбільш значущі ознаки, що будуть використовуватися для класифікації, обираються за пороговим значенням, яке дорівнює середньому значенню обчислених критеріїв значущості.

Вихідний рівень розкладання сигналу обирається за допомогою візуального порівняння, починаючи з восьмого. Подальше поглиблення розкладання призведе до появи похибок через значне скорочення рядів коефіцієнтів, що представляють частотні смуги.

Дослідження класифікатора на основі багатопарових перцептронів

Проектування класифікатора на основі штучної нейронної мережі з прямим поширенням передбачає один або декілька прихованих шарів нейронів із сигмоїдальною функцією активації, у вихідних шарах використовується лінійна функція.

Вибір топології досліджуваного перцептрона ґрунтується на твердженні, що для будь-якої множини пар вхідних-вихідних векторів довільної розмірності існує двошарова однорідна нейронна мережа з послідовними зв'язками, з сигмоїдальними передатними функціями та з кінцевим числом нейронів, яка для кожного вхідного вектора формує відповідний йому вихідний вектор [5]. Таким чином, для представлення функцій багатьох змінних може бути використана однорідна нейронна мережа, що має усього один прихований шар, з сигмоїдальними передавальними функціями нейронів.

Для оцінки числа нейронів у прихованих шарах однорідних нейронних мереж можна скористатися формулою для оцінки необхідного числа синаптичних ваг L_{ω} (в багатопаровій мережі з сигмоїдальними передавальними функціями):

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_{\omega} \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m \quad (1)$$

де n – розмірність вхідного вектора, m – розмірність вихідного сигналу, N – кількість елементів навчальної вибірки. Із декількох

формул для оцінки кількості нейронів у прихованому шарі використовується наступна:

$$L = \frac{L_{\omega}}{n + m}$$

Слід зазначити, що на даний час не існує чітких критеріїв для розрахунку параметрів штучних нейронних мереж, а наведені формули є лише орієнтирами при їх виборі. Тому дослідження передбачають побудову класифікаторів із числом нейронів, близьким до обчисленого, з метою підтвердження цієї формули або вибору більш оптимального числа. У якості критерію оцінки класифікатора використовується коефіцієнт регресії між реальними та очікуваними значеннями [6]:

$$R = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

де x_i – очікувані виходи класифікатора, y_i – реальні виходи. Якщо цей коефіцієнт близький до 1, то це свідчить про ефективну роботу класифікатора, у той час як при $R=0$ його робота виключно помилкова.

Попередня сегментація досліджуваних звукових сигналів

Математичні обчислення виконано в системі інженерних розрахунків Matlab, в якій реалізована зручна методика роботи з вейвлетами, велика кількість материнських вейвлетів та алгоритмів вейвлет-перетворення.

При безперервному вейвлет-перетворенні використовувався біортогональний вейвлет, який, за візуальним порівнянням, дозволяє достатньо інформативно аналізувати досліджувані сигнали.

На рисунку 6 зображено вейвлетограму сигналу, що закінчився відмовою. Пунктирною лінією відокремлено ділянку, на якій присутній удар платформи по вибуховій речовині. Очевидно, що його частотний склад співпадає зі складом останньої ділянки, адже вона представляє собою луну від удару. Виділена, вона представляє собою вихідний матеріал для подальшого дослідження. Також можна побачити, що частоти сигналу локалізовані в районі 16-ого коефіцієнту. Слабке виділення цієї частотної смуги пояснюється тим, що вона замаскована великими значеннями коефіцієнтів на ділянці удару.

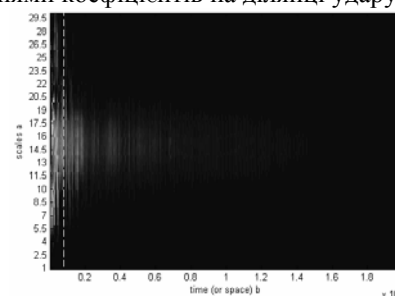


Рисунок 6 – Сегментація звукового сигналу відмови

На рисунку 7 показана вейвлетограма звукового сигналу випробування, що закінчилося вибухом. Зліва можна також чітко спостерігати момент удару платформи. Горизонтальною пунктирною лінією показано локалізацію частотної смуги з максимальною енергією, але вона не так чітко виділяється, причина чого пояснена далі. Тут також присутній факт маскування коефіцієнтів. Причиною відсутності чіткого максимуму є те, що частотна смуга, що відповідає вибуху, присутня в сигналі разом із луною від удару, яка спостерігалася раніше. Більш наочною є скалограма правої ділянки сигналу, наведена на рисунку 8.

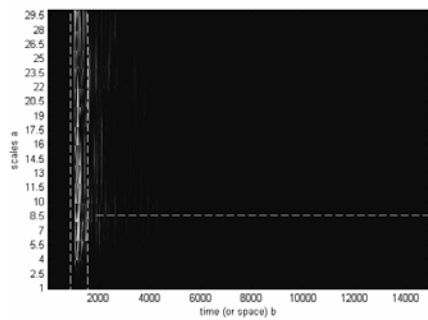


Рисунок 7 – Сегментація звукового сигналу вибуху

Типова скалограма звукового сигналу вигорання дуже схожа на скалограму сигналу вибуху (рисунк 9). Це, перш за все, зумовлено тим, що фізичний зміст процесу вигорання дуже близький до вибуху. Проте локальний максимум справа менший за значенням, ніж максимум зліва.

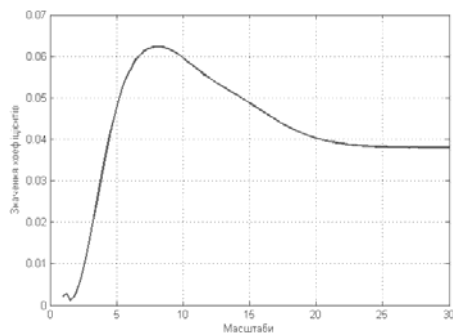


Рисунок 8 – Типова скалограма сигналу вибуху

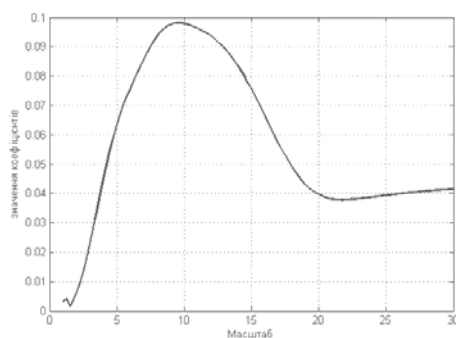


Рисунок 9 – Типова скалограма сигналу вигорання

Вибір вейвлетного базису та глибини розкладання

У результаті порівнянь з'ясовано, що чотирьох рівнів розкладання, при яких сигнал розкладається на 16 частотних смуг, достатньо для впевненого розрізнення сигналів. Подальше збільшення рівня призводить до зростання розмірності вектора ознак, проте нових характерних рис воно не виявляє. Для порівняння розкладання на 4 та 5 рівнів наведено, відповідно, на рисунках 10 та 11.

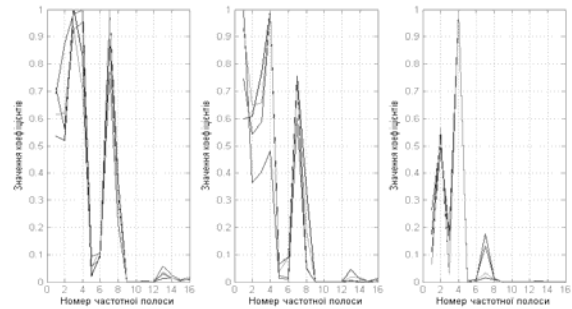


Рисунок 10 – Вектори образів сигналів на 4 рівні розкладання

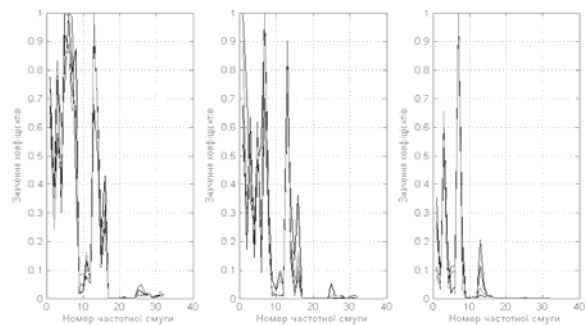


Рисунок 11 – Вектори образів сигналів на 5 рівнях розкладання

Результати відбору інформативних ознак наведені на рисунку 12, де зображено дерево пакетного вейвлет-перетворення, при чому більш темним кольором позначені частотні смуги, що є інформативними.

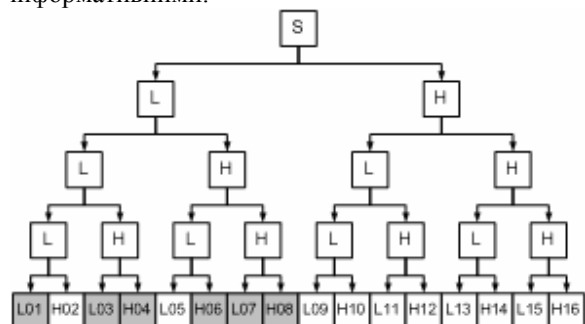


Рисунок 12 – Інформативні частотні смуги сигналу

Критерії значущості за частотними смугами наведені в таблиці 1 та на рисунку 13 у вигляді графіка.

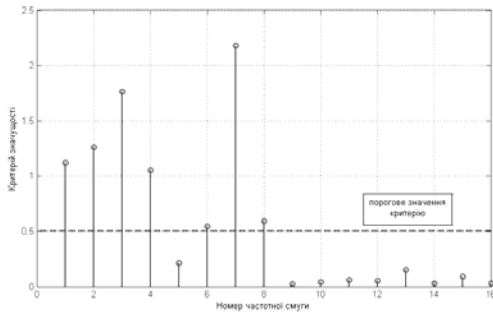


Рисунок 13 – Графік критеріїв значущості за частотними смугами

Таблиця 1 – Критерії значущості

Частотна смуга	Критерій значущості
1	1.1200
2	0.4560
3	1.7600
4	1.0535
5	0.2100
6	0.6234
7	2.1800
8	0.5900
9	0.0200
10	0.0400
11	0.0600
12	0.0500
13	0.0563
14	0.0300
15	0.0900
16	0.0300
Порогове значення критерію значущості: 0.5548	

Оптимальне для класифікації дерево розкладання наведено на рисунку 14. Таким чином, вдалося скоротити вектор ознак з 16 до 4 елементів, при цьому значно зменшився об'єм обчислень.

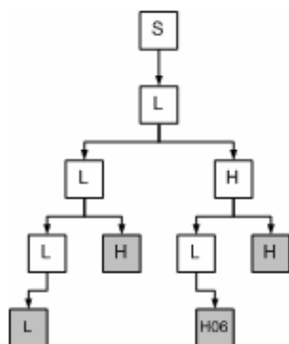


Рисунок 14 – Оптимальне дерево класифікації

Автоматична сегментація

Розмір вікна для сегментації береться рівним 128, при цьому в кожній частотній полосі міститься 8 коефіцієнтів, що, за результатами дослідження, достатньо для оцінки енергії

сигналу в цій частотній полосі. Результати сегментації наведено на рисунку 15, на якому вказано шумову ділянку, визначену на основі порогу, та ділянку корисного сигналу.

Шумова ділянка ідентифікується завдяки малій енергії, перші декілька сегментів дозволяють зробити висновок про закінчення шуму і початку звуку випробування. Різка підвищення амплітуди є ознакою повторного удару, що не аналізується.

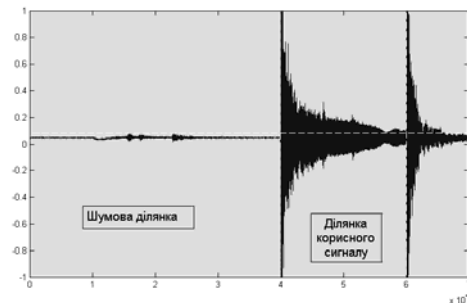


Рисунок 15 – Результат автоматичної сегментації сигналу

Приклад спектрального складу шуму показано на рисунку 16. Коефіцієнти нормовані. На рисунку можна побачити підвищення рівня в 7-ій смузі. Проте рівень сигналу малий, що не може бути причиною нечіткої ідентифікації процесів на деяких записах.

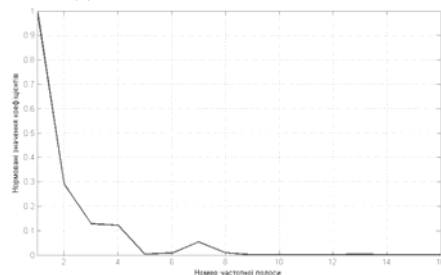


Рисунок 16 – Спектральний склад шуму

Дослідження класифікаторів на основі тришарового песептрона

Розмір навчальної вибірки складає 72 образи, розмірність вхідних образів – 5, вихідних – 3. Необхідне число синаптичних ваг, обчислене за формулою (1), знаходиться в широкому інтервалі [31;603], що відповідає інтервалу кількості нейронів у прихованому шарі від 5 до 87.

Графік залежності коефіцієнту лінійної регресії R від кількості нейронів у прихованому шарі L наведено на рисунку 17. Видно, що коефіцієнт регресії починає стрімко падати після значення 30, тобто це оптимальна кількість нейронів у прихованому шарі.

Процес навчання показано на рисунку 18. Він закінчився, як тільки похибка валідації перестала зменшуватися, тобто система констатувала припинення процесу навчання мережі.

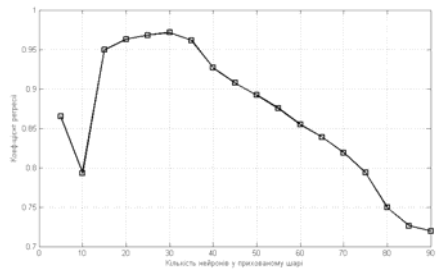


Рисунок 17 – Залежність якості класифікатора від кількості нейронів у прихованому шарі

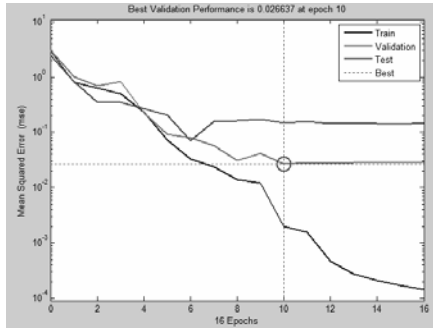


Рисунок 18 – Графік навчання класифікатора на основі тришарового перцептрона

Ефективність класифікатора на основі імовірнісної та радіально-базисної нейронних мереж

Імовірнісна нейронна мережа, на відміну від перцептрона, має дуже обмежений перелік параметрів, що налагоджуються. При її побудові на вхід мережі подається навчальна вибірка, результатом чого вона конфігурується, відтворюючи функцію розподілу щільності ймовірності потрапляння до окремих кластерів.

Імовірнісна та радіально-базисна нейронні мережі показали якість розпізнавання у 91,3% та 89% відповідно.

Загальна схема програмного комплексу

На рисунку 19 наведено загальну схему програмного комплексу підтримки фіксації результатів випробувань вибухових речовин на чутливість до механічного впливу.

Сигнал з мікрофонного входу потрапляє до блоку сегментації, який може працювати в автоматичному та ручному режимах. Виділені сегменти потрапляють до блоку обробки, де піддаються пакетному вейвлет-перетворенню з метою формування вектора ознак. Отриманий вектор потрапляє до класифікатора, який відносить його до певного класу та видає користувачеві.



Рисунок 19 – Загальна схема програмного комплексу підтримки фіксації результатів випробувань вибухових речовин

Висновки

Отримані результати використовуються на кафедрі будівництва шахт і підземних споруд Донецького національного технічного університету для фіксації результатів випробування вибухових речовин на стійкість до удару.

Розглянута методика розпізнавання процесів застосовна для більшості подібних сигналів, проте поточна техніка дослідження звуку випробування має певні похибки через те, що повітря не є найкращою середою для розповсюдження акустичних хвиль. Для подальших досліджень пропонується використовувати сигнали вібродатчиків, що можуть бути закріплені у сталевій основі копра Каста.

Література

1. Вокальний мікрофон Shure SM58-LCE. – Режим доступу: <http://soundmaster.kiev.ua/shop/vokalnyj-mikrofon/shure/sm58-lce>. – Назва з екрану.
2. Киселев А. Непрерывное вейвлет-преобразование в анализе бизнес-информации. – Режим доступу: http://www.basegroup.ru/library/cleaning/wavelet_for_bussines/. – Назва з екрану.
3. V. Gerasimov. Research of probability characteristics in defect detection of composite materials using wavelet transform / V. Gerasimov, V. Khandetsky, S. Gnoevoy // International Journal of Materials and Product Technology. Volume 27 – 2006. – № 3-4. – p. 210-220.
4. Deqiang Li. Fuzzy Wavelet Packet Based Feature Extraction Method and Its Application to Biomedical Signal Classification / Deqiang Li, Witold Pedrycz, Nicolino J. Pizzi // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 52. – 2005. – № 6. – p. 1132-1139.
5. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И.Дли, Р.Ю.Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224с.
6. Радченко С.Г. Устойчивые методы оценивания статистических моделей / С.Г.Радченко.–К.:ПП «Санспарель», 2005.–504 с.