УДК 621.372.061

Ю.Х. Ніжебецька, студ.
О.І. Рибін, д.т.н., проф.
О.Б. Шарпан, д.т.н., проф.
Національний технічний університет України “КПІ”

КЛАСИФІКАЦІЯ СИГНАЛІВ В БАЗИСІ ОРТОГОНАЛЬНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ КОРЕЛЯЦІЙНОЇ МАТРИЦІ

Розглянуто процедуру класифікації сигналів за критерієм норми нев’язки на основі ортогонального розкладу кореляційних матриць відліків сигналів на власні вектори та власні числа.

Вступ. Класифікація (розпізнавання) сигналів має велике значення для розв’язання задач радіотехніки, медицини тощо (наприклад, розпізнавання α-хвиль для визначення α-ритму в електроенцефалографії; пошук та класифікація QRS-комплексів в електрокардіографії [1, 2, 3, 4, 5]; розпізнавання споруд при супутниковому моніторингу поверхні Землі тощо).

Одним з перспективних методів класифікації є метод, оснований на ортогональному розкладі кореляційних матриць відліків сигналів на власні значення та власні вектори [6, 7, 8]:

$$\overline{\overline{Cor}} = \overline{\overline{\Pi}} \cdot \overline{\overline{\lambda}} \cdot \overline{\overline{\Pi}}^T . \tag{1}$$

Тут $\overline{\overline{Cor}} = M\{\overline{\Delta x} \cdot \overline{\Delta x}^T\}$ – кореляційна матриця порядку N, утворена як математичне очікування добутку випадкових відхилень

$$\overline{\Delta x} = \overline{X} - \overline{M} ,$$

де $\overline{X} = [X_0,\ X_1,\ X_2 \ldots X_{N-1}]^T$ – стовпець відліків реалізації сигналу розміру Nx1; $\overline{M} = [m_0,\ m_1,\ m_2 \ldots m_{N-1}]^T$ – стовпець математичних очікувань відліків; $M\{\}$ – оператор математичного очікування; T – знак транспонування; $\overline{\overline{\Pi}}$ – квадратна матриця власних векторів; $\overline{\overline{\lambda}}$ – діагональна матриця власних значень.

Для навчання класифікатора необхідно [2] обернути матрицю $\overline{\overline{Cor}}$:

$$\overline{\overline{Cor}}^{-1} = \overline{\overline{\Pi}} \cdot \overline{\overline{\lambda}}^{-1} \cdot \overline{\overline{\Pi}}^T . \tag{2}$$

Тоді для оцінки належності досліджуваного сигналу до заданого класу (якому відповідають сигнали, що були використані для формування матриці $\overline{\overline{Cor}}$) слід розрахувати дискримінантне число:

$$D = \Delta\tilde{x}^T \cdot \overline{\overline{Cor}}^{-1} \cdot \Delta\tilde{x} , \tag{3}$$

де $\Delta\tilde{x}$ – стовпець відхилень відліків досліджуваного сигналу від відліків – математичних очікувань сигналів, використаних для формування матриці $\overline{\overline{Cor}}$. Якщо дискримінантне число менше певного граничного значення d, то досліджуваний сигнал слід віднести до того самого класу, що й сигнали формування матриці $\overline{\overline{Cor}}$, якщо $D > d$, то сигнал не належить до цього класу.

Звичайною перешкодою для безпосередньої реалізації формул (1)–(3) для класифікації є збитковість інформації (кількості відліків) для навчання класифікатора, що проявляється в наявності великої кількості нульових власних значень. Тому матриця $\overline{\overline{Cor}}^{-1}$ не існує, маркером чого й виступають нулі головної діагоналі матриці $\overline{\overline{\lambda}}$ (матриця $\overline{\overline{\lambda}}^{-1}$ не існує). Якщо тепер відкинути всі ці λ_i з нульовими значеннями (і відповідні їм власні вектори), то матриця $\overline{\overline{\lambda}}$ в (1) буде мати порядок $K<N$, а квадратні матриці $\overline{\overline{\Pi}}$ та $\overline{\overline{\Pi}}^T$ стануть прямокутними з розмірами KxN та NxK відповідно.

Таким чином, порядок матриці $\overline{\overline{Cor}}$ дорівнює N, а її ранг – K.

Для реалізації формул (1)–(3) треба відкинути усі відліки, номери яких відповідають номерам $\lambda_i = 0$ (до упорядкування λ_i у порядку зростання або спадання), знову розрахувати матрицю $\overline{\overline{Cor}}$, порядок і ранг K якої співпадають, і розрахувати дискримінантне число D .

Оскільки при класифікації розглядають велику кількість класів, то така процедура зменшення порядку матриці $\overline{\overline{Cor}}$ є незручною, тому що для різних класів сигналів інформаційними можуть бути відліки з різними номерами.

Метою статті є опис нової, більш простої процедури класифікації.

Теоретичне обґрунтування та оцінка чутливості критерію класифікації. Процедура класифікації, що пропонується, полягає в наступному.

Рівняння (1) можна переписати у вигляді:

$$\overline{\overline{\Pi}}^T \cdot \overline{\overline{Cor}} \cdot \overline{\overline{\Pi}} = \overline{\overline{\lambda}} . \tag{4}$$

Сформуємо добуток стовпців $\Delta\tilde{x}$ з (3) у вигляді:

$$Co\tilde{r} = \Delta\tilde{x} \cdot \Delta\tilde{x}^T ,$$

і підставимо оцінку $Co\tilde{r}$ в (4):

$$\overline{\overline{\Pi}}^T \cdot Co\tilde{r} \cdot \overline{\overline{\Pi}} = \tilde{\lambda} , \tag{5}$$

де на відміну від (4) квадратна матриця $\tilde{\lambda}$ є вже недіагональною. Різницю між $\overline{\overline{\lambda}}$ та $\tilde{\lambda}$ можна оцінити як норму нев'язки:

$$\delta = \left\| \overline{\overline{\lambda}} - \tilde{\lambda} \right\| . \tag{6}$$

Для прирощень $\Delta\tilde{x}$ сигналів того самого класу ця норма буде меншою деякого порога δ , а для інших – більшою.

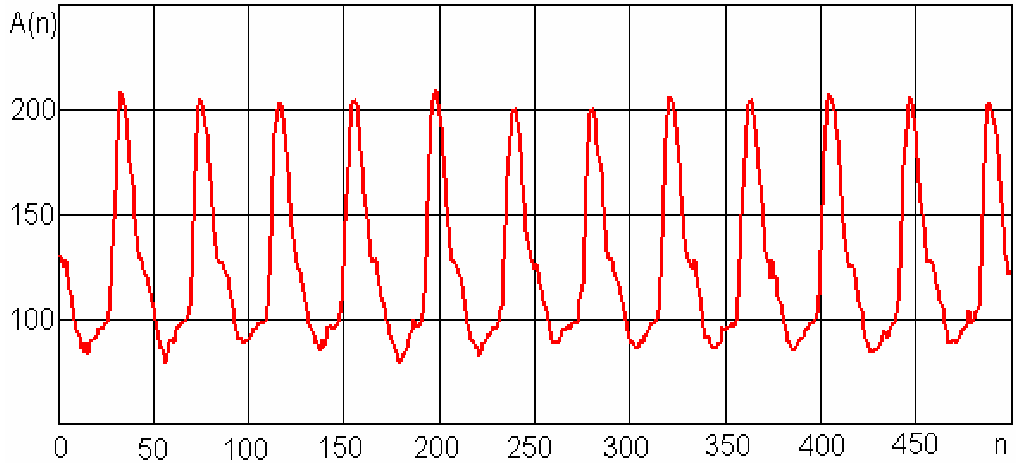
Ясно, що як *d,* так і δ слід оцінювати статистично в процесі навчання класифікатора. При використанні для класифікатора формул (1), (5), (6) нема потреби у визначанні номерів відліків, які є неінформативними, та їх відкиданні (що призводить до нееквідистантної дискретизації, різної для різних класів сигналів).

Чутливість запропонованого критерію класифікації проілюструємо на прикладі аналізу пульсограм.

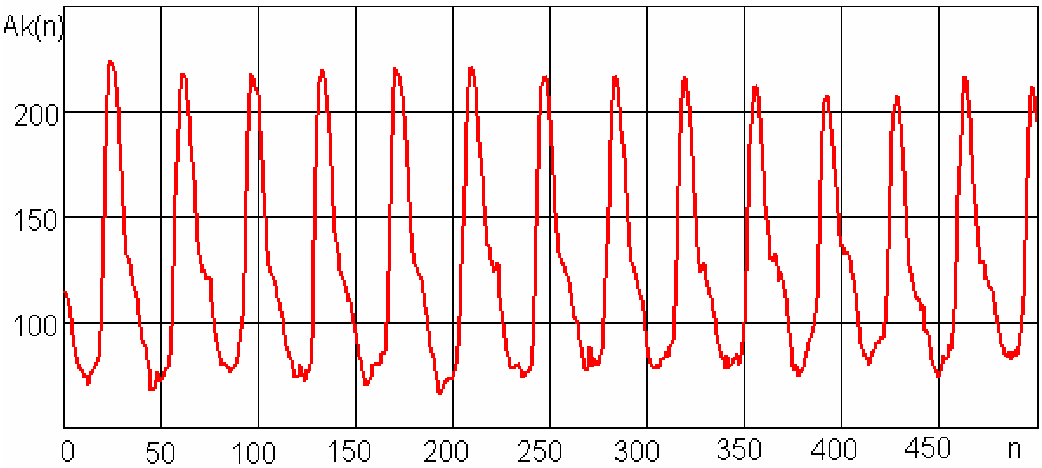
Так, на рис. 1 наведено пульсограми для пацієнта у вихідному (до куріння) стані (рис. 1, *а*), після куріння (рис. 1, *б*) та через п'ять хвилин після куріння (рис. 1, *в*). Зовнішньо ці сигнали відрізняються слабо, що ускладнює їх оцінювання.

Для виключення впливу пульсової частоти усі «періоди» пульсограм були приведені до формату N = 32 та нормовані. Для пульсограми рис. 1, *а* було обчислене математичне очікування кожного з 32-х відліків і за випадковими відхиленнями $\overline{\Delta x}$ сформовано матрицю $\overline{\overline{Cor}}$ (математичне очікування наведене на рис. 2, *а*). За алгоритмом (1), (5), (6) було обчислено норму (6) для сигналу рис. 2, *б* з тієї самої послідовності рис. 1, *а*. Було одержано норму (як суму модулів в (6)), яка дорівнює δ =2.37.

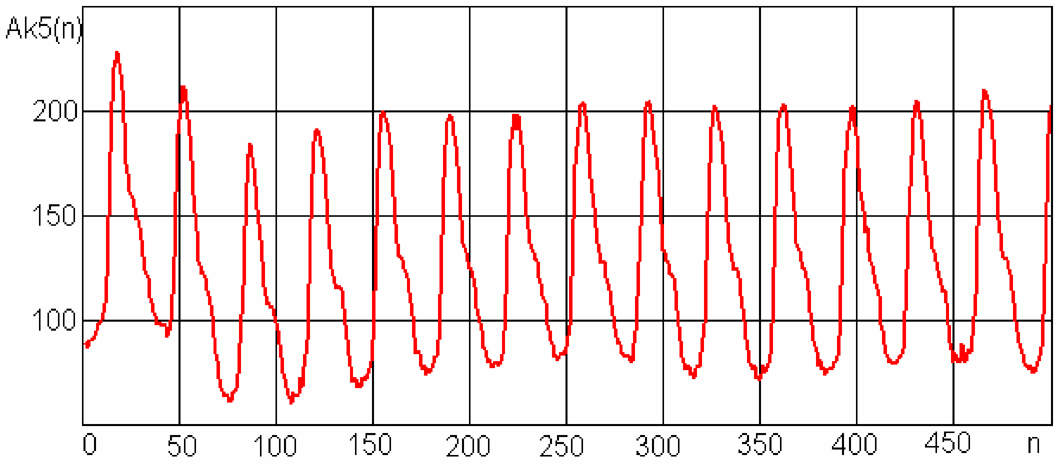
Аналогічно, для сигналів (рис. 2, *в* та 2, *г*) з послідовностей рис. 1, *б* та рис. 1, *в* були одержані значення норми 10.997 та 25.142 відповідно. Для сигналів, сильно відмінних від «періодів» пульсограм (рис. 3, *а* та 3, *б*), норма нев'язки становить відповідно 121.1 та 527.233.



а

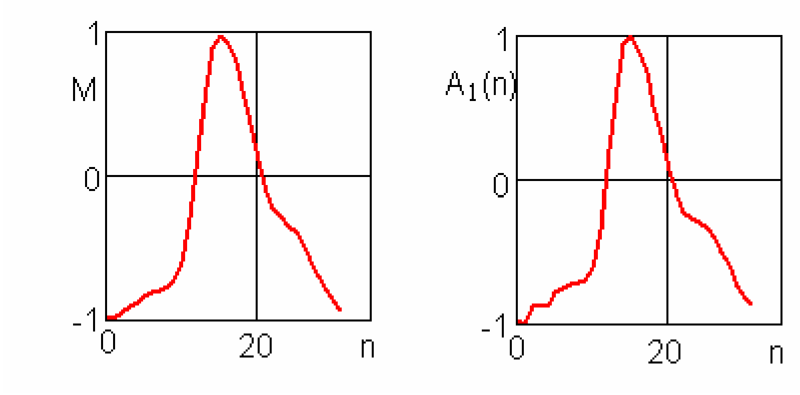


б

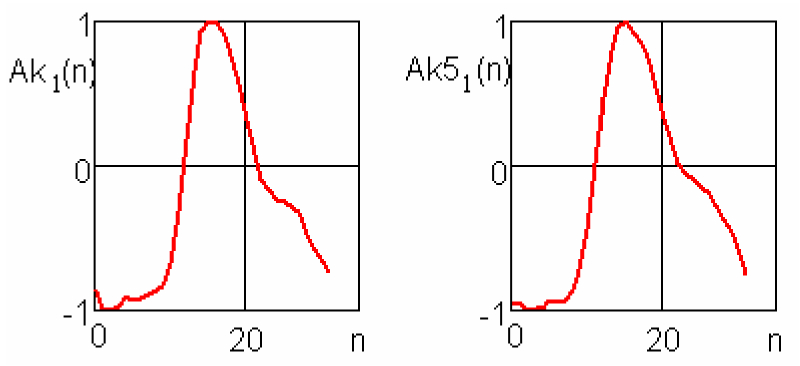


в

Рис. 1. Пульсограми людини для різних її станів

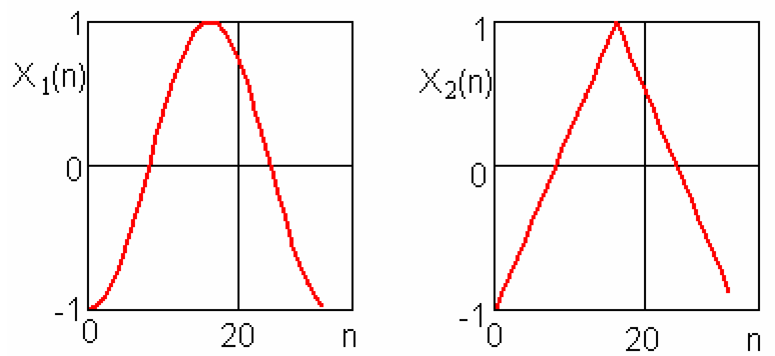


а *б*



в *г*

Рис. 2. Математичне очікування для пульсограми рис. 1, а та окремо взяті «періоди» пульсограм, що розглядаються



а *б*

Рис. 3. Сигнали, взяті для прикладу і відмінні від «періодів» пульсограм, що розглядаються

Висновки. Запропонований критерій класифікації є достатньо чутливий для розпізнавання пульсограм, що дозволяє створити відповідні класифікатори функціонального стану людини. При цьому для кожного класу навчання (обчислення матриць $\overline{\overline{\lambda}}$, $\overline{\overline{\Pi}}, \overline{\overline{Cor}}$) проводиться лише один раз при еквідистантній дискретизації.

Перспективи подальших досліджень полягають у створенні баз даних медичної діагностики за запропонованим критерієм класифікації.

ЛІТЕРАТУРА:

1. *Абакумов В.Г., Рибін О.І., Сватош Й.* Біомедичні сигнали. Генезис, обробка, моніторинг. – К.: Нора-прінт, 2001. – 516 с.
2. 2.Информационные технологии в радиотехнических системах / Под ред. И.Б. Федорова. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004.
3. *Акимов П.С. и др.* Сигналы и их обработка в информационных системах. – М.: Радио и связь, 1994.
4. Обработка сигналов в радиотехнических системах / Под. ред. А.П. Лукашкина. – Л.: ЛГУ, 1987.
5. Распознавание, аутодиагностика, мышление / Под. ред. Д.С. Чернавского. – М.: Радиотехника, 2004.
6. *Продеус А.Н., Захарова Е.Н.* Экспертные системы в медицине. – К.: ВЕК+, 1998. – 333 с.
7. *Фесечко В.А., Иванушкина Н.Г., Семенченко С.Н.* Исследование комплексных диагностических признаков активности сердца для аппаратуры непрерывного мониторинга // Электроника и связь. – 2003. – № 18. – С. 126–129.
8. *Гублер Е.В.* Вычислительные методы анализа и распознавания паталогических процессов. – С-П.: Медицина, 2007.

НІЖЕБЕЦЬКА Юлія Хамідуллаївна – студентка радіотехнічного факультету Національного технічного університету України “КПІ”.

Наукові інтереси:

– теорія і методи обробки сигналів;

РИБІН Олександр Іванович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри радіоприймання та оброблення сигналів, декан радіотехнічного факультету Національного технічного університету України “КПІ”.

Наукові інтереси:

– теорія і методи обробки сигналів;

– медичні електронні прилади і системи.

ШАРПАН Олег Борисович – доктор технічних наук, професор кафедри теоретичних основ радіотехніки Національного технічного університету України “КПІ”.

Наукові інтереси:

— фазові радіотехнічні та вимірювальні системи;

— медичні електронні прилади і системи.

Подано 18. 04. 2008

Нижебецкая Ю.Х., Рыбин О.И., Шарпан О.Б. Классификация сигналов в базисе ортогональных преобразований корреляционной матрицы

Нижебіцька Ю.Х., Рибін О.І., Шарпан О.Б. Класифікація сигналів в базисі ортогональних перетворень кореляційної матриці

Нижебецкая Ю.Х., Рыбин О.И., Шарпан О.Б.

УДК 621.372.061

Классификация сигналов в базисе ортогональных преобразований корреляционной матрицы / Ю.Х. Нижебецкая, О.И. Рыбин, О.Б. Шарпан

Рассмотрено процедуру классификации сигналов по критерию нормы невязки на основе ортогонального разложения корреляционных матриц отсчётов сигналов на собственые вектора и собственные числа.

УДК 621.372.061

Классификация сигналов в базисе ортогональных преобразований корреляционной матрицы / Ю.Х. Нижебецкая, О.И. Рыбин, О.Б. Шарпан

The procedure of classification of signals on the criterion of norm of discrepancy based on orthogonal decomposition of the correlation matrix on the eigenvectors and eigenvalues is considered.