

СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИ ЗА СПЕКТРАЛЬНИМИ ОЗНАКАМИ ВІДБИТКІВ

Богдан Русин¹, Володимир Остап², Олег Остап²

¹ ФМІ НАН України, Львів 79601, вул Наукова 5а, т./ф.(0322)63-41-09, Rusyn@ipm.lviv.ua

² НУ "Львівська політехніка", Інститут Радіоелектроніки, Львів, 79046, вул. С.Бандери 12, т.(0322)93-16-91, Vova@ipm.lviv.ua, OstapOleg@org.lviv.net

Абстракт: Коротко описується система ідентифікації людини за відбитком пальця, блоки, методи обробки і розпізнавання. Під час розробки системи застосовано новий підхід до розпізнавання образів відбитків пальців людини, який кардинально відрізняється від загальноновживаних в таких системах методів. Система відрізняється простотою і не має жодних вимог до кількості наявних особистих ознак на зображенні папілярного узору.

Ключові слова: відбитки пальців, розпізнавання, ідентифікація, попередня обробка.

ВСТУП

В сучасному суспільстві, в якому нікого вже не дивують нові пристрої, поява систем ідентифікації людини за відбитками пальців, всетаки, привернула увагу навіть найпрогресивніших людей. Ще недавно відбитки пальців асоціювалися виключно з криміналістикою, а вже тепер область їх застосування поширюється і на повсякденне життя. Уже нікого не дивуватимуть мобільні телефонами, портативні комп'ютери, кредитні карточки, електронні замки із вбудованими системами ідентифікації власника за відбитком пальця. Відбиток пальця аналогічний унікальному коду, який не потрібно запам'ятовувати.

Дослідження аналогічних не біометричних систем захисту показують, що найбільш вразливим місцем в них є код, який повинен бути унікальним і заодно його повинен запам'ятати користувач. Серед інших біометричних систем

(ідентифікація за голосом, рогівкою ока, формою долоні, формою вуха, лицем, і т.д.) ідентифікація за відбитком пальця зайняла провідне місце завдяки простоті виконання і

незмінності папілярного візерунку протягом всього життя людини [1].

Системи біометричної ідентифікації можна розділити на 4 групи в порядку спадання їх поширеності:

1) Системи з алгоритмами розпізнавання за особистими ознаками відбитків [2].

2) Системи базовані на ознаках зформованих набором фільтрів Габора [3].

3) Системи розпізнавання з застосуванням математичного апарату: розкладання зображень в базисах ортогональних функцій, кореляція зображень, нейронні мережі [4, 5].

Системи останньої групи застосовуються нечасто, але все більше дослідників приділяють їм увагу. Системи з першої групи вимагають наявності достатньої кількості особистих ознак (наприклад 20 [2]), системи ж другої групи не забезпечують достатньої точності ідентифікації. Практичні дослідження візерунків відбитків показали, що не всі відбитки мають достатню кількість особистих ознак, навіть при повному скануванні усього візерунку і, нажаль, такі ознаки не повністю описують всю наявну для розпізнавання інформацію (напрямі і форма папілярних ліній), а лише описують розташування певних особливостей на ньому (закінчення, розвилка [1,2]). Методи з другої групи не описують прямо особисті ознаки, але все ж таки описують аномальну поведінку папілярного потоку ліній. Вище згадані недоліки усуваються в системах третьої групи, до якої відноситься розроблена.

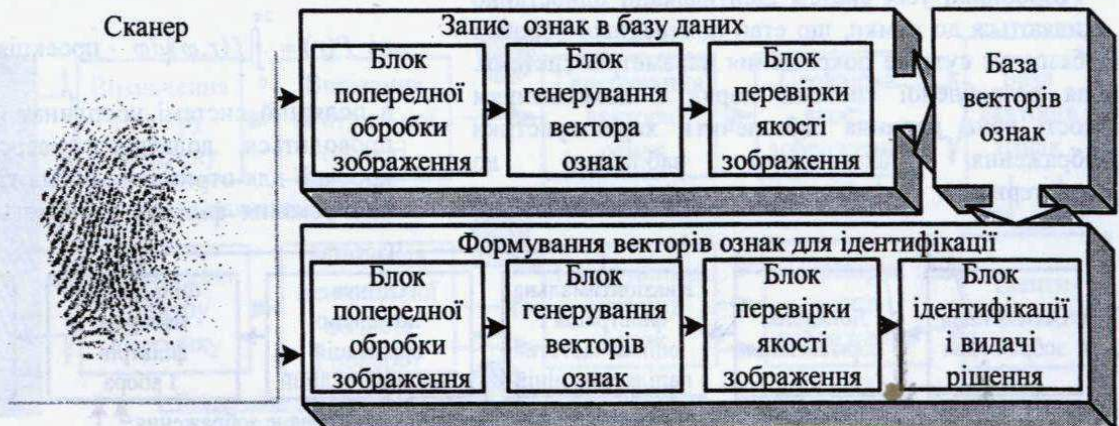


Рис. 1. Загальна блок-схема системи ідентифікації.

Роботу системи можна бути представити блок-схемою зображеною на рис.1.

Система включає 4 блоки: блок вводу зображення (сканер), блок запису векторів ознак в базу даних, блок ідентифікації і базу даних (БД) з векторами ознак (ВО) відбитків пальців. Система працює в двох режимах – це ввід відбитків пальців у базу даних і режим ідентифікації. В обох режимах першим етапом передбачається попередня обробка, з метою отримання зображень з найближчими до оптимальних для розпізнавання параметрами. Другим етапом проводиться генерування ВО. За принципом роботи ці етапи однакові для двох режимів, але під час ідентифікації формується не один ВО, а цілий набір векторів ознак (НВО) для різних кутів повороту зображення. Це викликано необхідністю досягнення інваріантності системи до повороту з неінваріантним методом розпізнавання. ВО, які використовуються в цій системі дозволяють також визначити якість зображення і проводити грубе відкидання неякісних відбитків під час вводу і ідентифікації, що виконується у наступному етапі. Великого значення процес відкидання неякісних відбитків набуває для введення їх у БД, оскільки у цій системі виконується порівняння об'єктів (зісканованих зображень) із еталоном (зображення із БД), а вимоги завжди жорсткіші до якості етalonів.

Ідентифікація особи за відбитками пальців проводиться за НВО W порівнюючи їх з усіма ВО з БД. Рішення про ідентифікацію приймається коли коефіцієнт подібності для пари векторів: ВО з БД та одного ВО з НВО W перевищує певну межу K . Відмінність між автоматизованими дактилоскопічними інформаційно-пошуковими системами (АДІС) і біометричними системами ідентифікації закладена в формі видачі результату. Так АДІС видають як результат – список претендентів і степінь подібності до вхідного, а у системах ідентифікації необхідна чітка ідентифікація з єдиною відповіддю – є в БД ідентичний відбиток чи ні.

1. ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ВХІДНОГО ЗОБРАЖЕННЯ

Розробники усіх систем ідентифікації одностайно схиляються до думки, що етап попередньої обробки забезпечує суттєве покращення параметрів системи. Для розробленої системи поряд з покращенням якості вона повинна забезпечити характеристики зображення максимально наближені до характеристик ідеального дактилоскопічного

зображення [6]. Блок-схема представлена на рис.2 відображає блоки попередньої обробки і їх взаємозв'язки.

Сегментація зображення. Суть процесу сегментації зображення зводиться до формування так-званої маски зображення, яка виділяє інформативну область зображення E , де знаходиться відбиток. Метою даного етапу є усунення фонового наповнення зображення і зменшення затрат часу під час наступної обробки, завдяки локалізації папілярного узору, і проведення наступних етапів в межах інформативної області E . Детально метод сегментації описаний в [6].

Локальна нормалізація. Дуже рідко зустрічаються відбитки без спотворень типу "невідповідний контакт" [6]. Ця ситуація вимагає введення даного етапу. Він дозволяє повністю усунути вище згадані спотворення спрощеної форми (опік) та частково спотворення складної форми (пересихання шкіри, нерівномірність зволоження, шкірні захворювання) [6]. Після проходження зображення через даний етап вихідне зображення матиме однакові локальні значення математичного очікування і середньоквадратичного відхилення яскравості зображення в інформативній області E . Детальний опис приведено в [6].

Квазіоптимальна фільтрація і оцінка періоду папілярних ліній. В попередніх роботах нами було запропоновано використовувати адаптивну смугову фільтрацію для усунення ВЧ і НЧ шумів, як в роботі [7]. Така фільтрація дозволяє значно покращити оцінку локальної орієнтації папілярних ліній, але кращі результати отримуються при застосуванні комбінації адаптивної смугової і квазіоптимальної фільтрації. В цьому випадку формується квазіоптимальний двомірний фільтр з адаптивно обмеженою смугою пропускання.

Нехай $f(\omega_x, \omega_y)$ - спектр вхідного зображення $g(x, y)$, а $f(r, \varphi)$ - тойже спектр, але представлений в сферичній системі координат, тоді квазіоптимальний фільтр дактилоскопічного зображення з коловою анізотропією спектра матиме вигляд:

$$F(x, y) = P(r'), \quad r' = \sqrt{x^2 + y^2}, \quad (1)$$

де $P(r) = \int_0^{2\pi} |f(r, \varphi)| d\varphi$ - проекція спектра на вісь OR

в полярній системі координат (Рис.3). На практиці проводиться, додатково, усереднююча фільтрація проекції для отримання більш гладкої кривої. Смуга пропускання фільтра вибирається аналогічно смузі



Рис.2. Блок-схема попередньої обробки зображень.

пропускання адаптивного смугового фільтра описаного в [7].

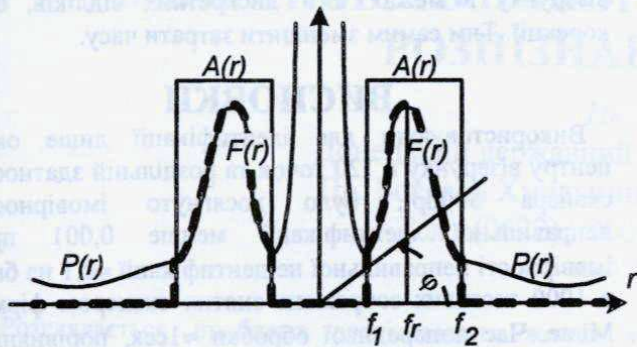


Рис.3. Січення амплітудно частотних характеристик на вісь OR адаптивного смугового $A(r)$ і квазіоптимального $F(r)$ фільтрів з проекцією спектра зображення $P(r)$ та смугою пропускання $f_1 - f_2$.

Під час оцінки смуги пропускання фільтра визначається пік проекції $P(r)$ в області середньочастотних складових спектра, який в свою чергу відповідає середній частоті папілярних ліній f_r . В даному випадку частота папілярних ліній виражає обернену величину до середнього періоду папілярних ліній [1].

Оцінка локальних орієнтацій папілярних ліній. Цей етап обробки не вносить жодних змін в саме зображення, а оцінює локальну орієнтацію папілярних ліній зображення в межах інформативної області E . На цьому етапі застосовується покращений метод оцінки локальних орієнтацій базований на градієнтах яскравості зображення, який детально описаний в [8].

Фільтрація зображення набором фільтрів Габора. Цей етап є найвагомішим в обробці, але не може бути якісно проведений без належної оцінки локальної орієнтації папілярних ліній і їх середньої частоти. Так неточності оцінки наведених величин призведуть не до покращення якості, а до повного спотворення візерунку. Нами використано набір з 16 фільтрів з кутами повороту імпульсних характеристик $0, 12, \dots, 168$ градусів. Детальний опис

алгоритму фільтрації і фільтра Габора можна знайти у [8].

Перетворення гистограми. Після двох типів фільтрації (квазіоптимальної частотної та фільтрації фільтром Габора), гистограма зображення набуває характеру Гаусівської кривої, що кардинально відрізняється від гистограми ідеального дактилоскопічного зображення, яке має гистограму у вигляді параболи [6]. Цей етап дає не тільки візуальне покращення зображення але і забезпечує необхідні параметри вихідного зображення для генерування ознак та розпізнавання. Опис перетворення гистограми наведений в [6].

Після попередньої обробки зображення матиме такі, важливі для етапу розпізнавання, властивості:

1) Різниця локальної потужності яскравості зображення у двох довільних однакових за розміром областях зображення в інформативній області E прямує до нуля.

2) Основні спектральні складові зображення, що відповідають першим гармонікам спотворених гармонічних хвиль, зосередженні в СЧ смузі частот і утворюють колову анізотропію спектра.

2. ГЕНЕРУВАННЯ ВЕКТОРІВ ОЗНАК ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ

Використання кореляційного методу для порівняння двох зображень за спектральними ознаками не передбачає кореляції векторів, як при класичній інтерпретації таких методів, а кореляцію двох зображень в частотній області з використанням, відновлених з векторів, двох спектрів [9]. Такий метод розпізнавання зберігає основні переваги кореляційних методів, але враховує колову анізотропію спектра, що значно зменшує об'єм векторів ознак. Формування вектора в системі ідентифікації з усього зображення відбитку є недоцільним, а в більшості випадків і небажано, оскільки значно погіршує якість розпізнавання із-за наявних нелінійних геометричних спотворень візерунку, які змінюються від зміни умов формування відбитку. Дослідити і компенсувати такі спотворення неможливо із-за їх нестационарності. У

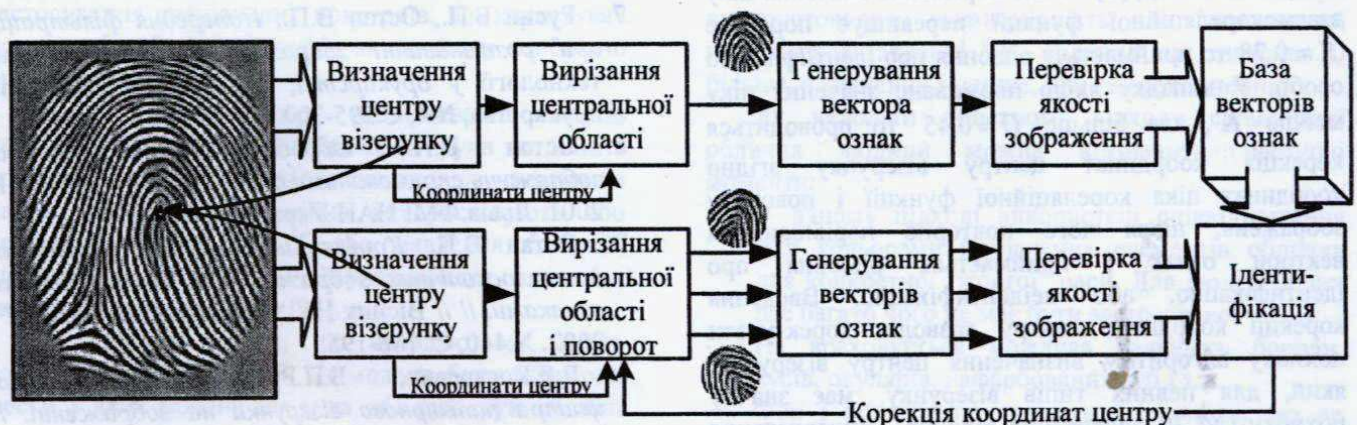


Рис.4. Розгорнута блок-схема блоків генерування ознак й ідентифікації.

випадку нашої системи, пропонуємо використовувати для ідентифікації особи лише центральну частину папілярного візерунку - навколо центру узору.

Загальна структура блоків генерування векторів ознак і блоку розпізнавання представлена на рис.4.

Використання для розпізнавання лише центральної частини узору зумовлене наступними факторами:

- 1) Центральна область найменш піддається геометричним спотворенням типу "губка".
- 2) Центральна частина узору є найбільш інформативною з точки зору унікальності.
- 3) Можлива чітка прив'язка до центру узору.
- 4) Центральна область відбитка має найкращий контакт із сенсором сканера.

Визначення центру візерунку. В цьому блоці застосований відомий алгоритм визначення центру візерунку за напрямками папілярних ліній і детально описаний в багатьох публікаціях [10].

Вирізання центральної області. Вирізається круговий окіл для того, щоб під час повороту, область зображення, яка корелюється, залишалася тією ж (Рис.4). В режимі вводу відбитка в БД окіл має діаметр 120 дискретних відліків, а в режимі ідентифікації 100.

Генерування векторів ознак. Ці блоки детально описані в попередній публікації [9], різниця полягає лише у використанні для генерування ознак центральної області візерунку, а не всього зображення.

Перевірка якості зображення. Основна мета цього етапу відкидання неякісних і неповних (неповністю відбита центральна область) зображень під час введення їх в БД. В режимі ідентифікації цей етап допоміжний і не несе вагомego впливу, так як в цьому режимі межа відкидання за якістю значно менша. Для перевірки встановлюється межа потужності яскравості центрального околу, за умови перевищення якої вхідне зображення вважається придатним для розпізнавання (5E4 для вводу в БД і 2E4 для ідентифікації).

Ідентифікація. Під час ідентифікації корелюються зображення в частотній області за допомогою спектрів відновлених зі спектральних ознак. Вектори ознак W порівнюються з усіма векторами ознак V , записаними в БД [9]. Якщо нормоване значення піку взаємкореляційної функції перевищує порогове $K = 0.78$ то приймається рішення про ідентифікацію особи. У випадку якщо нормоване значення піку менше K , але більше $Q = 0.45$ то проводиться корекція координат центру візерунку згідно координат піка кореляційної функції і повороту зображень, після чого повторно порівнюються вектори ознак і приймається рішення про ідентифікацію, або неідентифікацію. Введення корекції координат центру дозволяє коректувати похибку алгоритму визначення центру візерунку, який, для певних типів візерунку, має значну похибку (до 30 дискретних відліків). Використання двох різних околів для вводу відбитка та

ідентифікації дозволяє усунути чутливість системи до неточності визначення координат центру візерунку в межах ± 10 дискретних відліків, без корекції. Тим самим зменшити затрати часу.

ВИСНОВКИ

Використовуючи для ідентифікації лише окіл центру візерунку в 120 точок та роздільній здатності сканера 500dpi, було досягнуто імовірності неправильної ідентифікації менше 0,001 при імовірності неправильної неідентифікації ≈ 0.1 на базі в 1000 тестових зображень знятих сканером фірми Miraе. Час попередньої обробки ≈ 1 сек, порівняння двох зображень ≈ 0.2 сек на комп'ютері з процесором Pentium III-600МГц. Використання такого алгоритму дозволило максимально зберегти переваги кореляційних методів розпізнавання з одночасним зменшенням впливу геометричних спотворень і зменшенням затрат часу. Наступним етапом роботи буде поєднання даного методу з менш точними, але швидшими, для попереднього відсіювання кандидатів з БД.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Дактилоскопическая экспертиза: современное состояние и перспективы развития.* –Красноярск, 1990.
2. A.Jain, L.Hong, R.Bolle. *On-line fingerprint verification.* // IEEE Trans. Pattern Anal. And Machine Intell., 1997. №19(4), pp.302-304.
3. A.R.Jain, S.Prabhakar, L.Hong, S.Pankanti. *Filterbank-based fingerprint matching.* // IEEE Trans. Image Processing, 2000. №9(5), pp.846-859.
4. K.H.Fielding, J.L.Horner, C.K.Makekau. *Optical fingerprint identification by binary joint transform correlator.* // Optical Engineering, 1991. №30(12), pp.1958-1961.
5. P.Baldi, Y.Chauvin. *Neural networks for fingerprint recognition.* // Neural Computation, 1993. №5(3), pp.402-418.
6. Б.П.Русин, І.Н.Прудюс, В.П.Остап. *Спотворення й алгоритм попередньої обробки дактилоскопічних зображень* // Відбір і обробка інформації. 2002. Львів: ФМІ НАН України, №16, С.87-91.
7. Русин Б.П., Остап В.П., *Попередня фільтрація при розпізнаванні зображень.* // Комп'ютерні технології у друкарстві, 2000. Львів: Академія друкарства, №4, С.295-300.
8. Остап В.П., *Обробка дактилоскопічних зображень спрямованими фільтрами* // КМН-2001, 2001. Львів:ФМІ НАН України, С.205-210.
9. Остап В.П. *Кореляційний метод порівняння дактилоскопічних зображень за спектральними ознаками.* // Вісник НУ "Львівська політехніка". 2002. №440, С. 188-195.
10. Р.Я.Косаревич, Б.П.Русин. *Детектування центра папілярного візерунку на зображенні.* // Відбір і обробка інформації. 2002. Львів: ФМІ НАН України, №16, С.92-95.

МОЖЛИВІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ КОЛЬОРУ ПРИ РОЗПІЗНАВАННІ ЖЕСТІВ

Нюнькін К.М.

Донецький державний інститут штучного інтелекту

Пр. Богдана Хмельницького, 84, м. Донецьк, 83050

Тел.: (0622) 926082, факс: (0622) 926082

E-mail: kmn@iai.donetsk.ua

Розглядається проблема розпізнавання жестів у послідовності кольорових зображень. Зокрема, досліджується можливість використання кольору для визначення на зображеннях ділянок, що відповідають рукам. Показано обмеження використання для цих цілей кольору шкіри людини. Рекомендовано застосовувати для подачі команд жестами предмети насичених кольорів.

ВСТУП

Головна мета досліджень в галузі розпізнавання жестів полягає в тому, щоб створити систему, що може ідентифікувати певні людські жести і використовувати їх для передачі інформації або для керування різними пристроями.

Незважаючи на свою інтуїтивну зрозумілість, термін "розпізнавання жестів" різними дослідниками трактується по-різному. Дуже часто розпізнавання жестів ведеться з використанням спеціальних пристроїв, таких як рукавички з 10 - 20 датчиками (SensorGlove, PowerGlove, Cyberglove) [1, 2, 3] чи навіть за допомогою джойстика [4].

До області розпізнавання жестів відносять також стає останнім часом популярною задачу введення в комп'ютер з метою одночасного чи подальшого відображення формул, що малюються на звичайній дошці, схем, діаграм і т.п. [5]. Більш правильним представляється трактування поняття "розпізнавання жестів", яке полягає в тім, що приймання жестів людини здійснюється за допомогою відеокамери (аналогічно людському зору) і не вимагає застосування спеціальних пристроїв, що користувач повинен був би надягати або якими йому необхідно було б керувати.

Таким чином, при розпізнаванні жестів необхідно виявляти на зображенні руки людини і просліджувати зміну їхнього положення чи форми з часом. Для цього звичайно використовують або детектування руху [6, 7, 8], або виявлення областей, що мають колір шкіри, [9, 10] або обидва ці підходи використовують спільно [11].

Як правило жести, що виявляються, мають досить великий масштаб. Це можуть бути вказуючі жести, у яких задіяна вся рука, або рухи рук, подібні до крил, що махають [6]. У таких ситуаціях звичайно разом із кольором використовується детектування

областей руху.

При розпізнаванні дрібномасштабних жестів, у яких задіяні окремі пальці, кисть руки займає істотну частину кадру [7, 8]. Фон в цих випадках однорідний і контрастує по кольору зі шкірою людини.

1 ВИЯВЛЕННЯ НА ЗОБРАЖЕННІ ОБЛИЧЧЯ З ВИКОРИСТАННЯМ КОЛЬОРУ

Розглянемо критерії виділення на зображенні областей, що мають колір людської шкіри. Ця задача вирішується не тільки при розпізнаванні жестів, але і при виявленні обличчя людини. У той же час, дослідження з виявлення на кольорових зображеннях обличчя ведуться більш інтенсивно.

При виявленні на зображенні галузей, що мають колір шкіри, поряд зі звичайним RGB представленням кольору, тобто інтенсивностями червоної, зеленої і синьої складової кольору, використовується представлення, засноване на кольоровості - HSL представлення (Hue - колір або відтінок, Saturation - насиченість, Luminosity - яскравість):

$$H = \frac{\arctan(y/x)}{2\pi}, \quad S = \sqrt{x^2 + y^2}, \quad L = \frac{R + G + B}{3},$$

$$x = R - 0.5 \cdot (G + B), \quad y = \sqrt{3} \cdot (G - B).$$

Li & Kobatake [12] використовували колірний простір YIQ, що відповідає стандарту NTSC американського телебачення, для локалізації обличчя і його деталей. Для локалізації обличчя автори використовували закономірність, що "для жовтої раси в представленні YIQ обличчя має значення Q більше, а значення I менше, ніж темне оточення".

Як недоліки описаного підходу сегментації обличчя людини можна відзначити наступні моменти:

- У даному підході використані співвідношення між кольорами визначених елементів обличчя для конкретної "жовтої" раси. Для людей інших рас багато чого не має бути застосовано.
- Не враховується можлива наявність бороди, вусів, окулярів, нафарбованих губ і т.п.
- Фон і волосся покладаються темними, що не завжди справедливо.

Крім того, схоже, автори не праві, коли

стверджують, що "обличчя має значення Q більше, а значення I менше, ніж темне оточення". Насправді, як показують наші експерименти, закономірності виходять зворотні. Великі значення Q і маленькі I відповідають синім ділянкам, у той час як маленькі значення Q і великі I - жовтим.

Took & Craw [13] для виявлення обличчя водія в автомобілі, що займає істотну частину кадру, використовували колірний простір, аналогічний HSL. Формули для переведення RGB->HSL не приводяться, але вони відрізняються від загальноприйнятих, оскільки для кольору обличчя наводиться діапазон $150 \leq H \leq 200$ (звичайно H в області обличчя ~25-40), і, відповідно до приведених картинок, "колір" відрховується від зеленого, а не від червоного. Поряд із указаним діапазоном H, для області обличчя приймається наступний діапазон S: $128 \leq S \leq 224$, тобто зображення повинні мати добру колірну насиченість. За звичай значення S дуже рідко перевищують 100, а типові значення для області обличчя лежать у діапазоні 30-90.

Sirohey & Rosenfeld [14] для виявлення обличчя, що займає значну частину кольорового зображення з однорідним фоном, використовували дві нормалізовані компоненти RGB представлення:

$$r=R/(R+G+B)*100 \text{ і } g=G/(R+G+B)*100.$$

Автори провели дослідження, у яких на кольорових зображеннях вручну задавалася область обличчя і розраховувалися гистограми розподілу r і g. Отримана двовимірна гистограма апроксимувалася гаусіаном, у результаті чого для бази даних Aberdeen (UK), що містить 72 фотографії, було отримано, що центр розподілу відповідає точці $\mu=[42.91, 32.28]$ з дисперсією $\sigma=[19.28, -5.45; -5.45, 8.55]$.

Аналогічні дослідження були проведені для власної бази даних з 21 фотографії з не зовсім однорідним фоном. Для цієї бази даних були отримані трохи інші параметри гаусіана: $\mu=[52.66, 29.99]$, $\sigma=[68.94, -30.89; -30.89, 18.11]$.

Автори відзначають, що навіть незважаючи на норміровку, колір обличчя на фотографії залежить від умов освітлення, особливо від кольору джерела світла. У той же час вони вказують, що, якщо для даних умов освітлення визначити параметри гаусіана, те метод працює досить стійко.

Варто помітити, що параметри гаусіана залежать від умов освітлення, використовуваних камер і їхніх налаштувань. Тому визначити межі змін колірних компонентів (навіть нормалізованих) раз і назавжди не можна. Час від часу потрібна їхня корекція.

У технічному звіті лабораторії AT&T [15] для локалізації обличчя використовується три канали: 1) колір, 2) рух, 3) аналіз форми. Основна мета - скорочення часу при роботі з послідовністю кадрів. Звідси і використання каналу кольору як найшвидшого. Однак він також вважається і самим ненадійним. Тому його результати періодично підтверджуються аналізом руху.

Для колірного аналізу використовуються нормалізовані значення rgb, що дозволяє зменшити

залежність алгоритму від яскравості. При цьому темні пікселі, тобто ті, у яких сума $(R+G+B) < 30$, обнуляються. Точні критерії вибору області обличчя не приводяться. Відповідно до малюнка розподілу відносних кольорів зображення в площині rg, на якому нахиленим еліпсом, що може бути уписаний у прямокутник $r=[125, \dots, 175]$, $g=[50, \dots, 90]$, обведена область, що відповідає "кольору шкіри".

Обличчя в даній роботі є домінуючим об'єктом на зображенні. Тому, якщо пікселів з кольором обличчя в одному зв'язному компоненту стане занадто мало чи занадто багато, такий аналіз повинен бути припинений.

Звернемо увагу на те, що автори не дуже довіряють колірної сегментації, постійно перевіряють її результати і мають критерії її припинення. Також варто врахувати, що колірна сегментація вимагає виконання попереднього калібрування колірного простору.

В авторефераті Талеба з ИТК НАН Беларусі [16] при ідентифікації ділянок шкіри людини на кольорових зображеннях також використовувався колірний простір HSL разом з деякими комплексами, складеними з компонентів R, G і B.

Використаний ним набір ознак, з одного боку, виглядає трохи перевантаженим, а з іншого боку - не містить насиченість S.

Аналізуючи роботи з виявлення обличчя людини на основі інформації про колір, не можна не помітити наступні моменти:

1. Колір шкіри в різних людей (навіть однієї раси) варіюється в досить широких межах.
2. Колір шкіри залежить від умов освітлення.
3. Перед виконанням виявлення обличчя цим методом бажано виконати калібрування колірного простору.
4. Найчастіше при виявленні обличчя канал кольору використовується разом з іншими: рухом, градієнтом яскравості, формою, аналізом оточення.

Імовірно, зазначені обмеження і послужили причиною того, що такі методи не знайшли широкого застосування.

2 ВИЯВЛЕННЯ НА ЗОБРАЖЕННІ РУК ЛЮДИНИ

Для дослідження колірних характеристик областей обличчя і рук людини була розроблена спеціальна комп'ютерна програма, що дозволяє вводити кольорові зображення, одержувані підключеної до комп'ютера веб-камери, а також із вже існуючих файлів. Програма розраховувала компоненти різних представлень кольору (RGB, HSL, YIQ) і дозволяла виділяти на зображенні ділянки, що відповідають різним критеріям, складеним з цих компонентів.

Експерименти, проведені з використанням указаної програми, показали, що

- Значення кольору (H) шкіри людини можуть лежати в діапазоні від 4 до 40.
- Значення насиченості (S) шкіри людини можуть лежати в діапазоні від 30 до 90.
- Колір шкіри у різних людей варіюється в досить широких межах.
- Колір шкіри навіть однієї людини залежить від умов освітлення.
- Одержуваний на зображенні колір шкіри людини залежить від настроювань камери, що найчастіше виконуються автоматично і не контролюються.
- Колір, близький до кольору шкіри людини, можуть мати деталі одягу, що оточують предмети і стіни приміщення (див. таблицю 1).

Таблиця 1 - Об'єкти, що мають колір, близький до кольору шкіри людини (H=4-40)

| Об'єкт | Значення H | Об'єкт | Значення H |
|-------------------|------------|-----------------|------------|
| Стіни | 17-22 | Дошки | 7-27 |
| Штори | 17-19 | Бетонні доріжки | 20-30 |
| Цегельний будинок | 5-18 | Камені | 17-22 |
| Автобус | 14-20 | Пісок | 20-25 |
| Підфарники | 9-20 | Листи | 31-45 |

Таким чином, використання кольору шкіри людини при створенні системи розпізнавання жестів для роботи в реальних умовах (неконтрольовані умови освітлення, різні люди оператори, довільний навколишній фон) виглядає дуже проблематичним. Урахування руху як додаткового критерію при виявленні рук людини мало що змінює, оскільки в реальних умовах у кадрі можуть рухатися не тільки

руки оператора, але і навколишні об'єкти.

У той же час, у проведених експериментах, у тому числі і поза приміщенням, було відзначено вкрай мало об'єктів, що мають насичені кольори (зі значеннями S, що перевищують середину можливого діапазону, тобто 128). Це були деталі одягу і яскраві квіти, у яких значення S перевищували 160. А от колір зелені в переважній більшості випадків не дуже насичений: значення S найчастіше не перевершує 70, хоча у яскраво освітленої сонцем свіжої зелені може досягати 150 (з 255 можливих). У таблиці 2 наведені об'єкти, які мають високі значення насиченості, що виявляються поза приміщенням у ясний сонячний день. Слід зазначити, що такі об'єкти були виявлені тільки на 19 кадрах з 71, хоча оператор знімав саме ті об'єкти, що на його думку мали яскраві насичені кольори.

Таблиця 2 - Об'єкти, що мають високі значення насиченості (S>128)

| Об'єкт | Значення S | Значення H |
|------------------------|------------|------------|
| Червона машина | 150-190 | 250-256 |
| Жовтий автобус | 130-160 | 17-24 |
| Свіже листя на деревах | 130-150 | 49-57 |
| Червоні троянди | 160-210 | 245-256 |
| Зелена вода в басейні | 130-135 | 42-46 |
| Рожева блузка | 140-150 | 237-245 |
| Малинова сукня | 130-160 | 235-247 |
| Червона блузка | 130-180 | 250-255 |

На мал. 1 наведені гістограми розподілу насиченості на зображеннях, знятих поза приміщенням у ясний сонячний день. Можна помітити, що кількість точок, що мають дану насиченість, зменшується з її ростом за показовим законом.



Малюнок 1 - Гістограми розподілу насиченості:

- а) усі зображення, б) зображення, що не містять насичених кольорів, в) зображення з об'єктами, що мають насичені кольори.

Наведені вище результати експериментів говорять про те, що при виявленні рук оператора можна використовувати насичені кольори, для чого варто застосовувати надягнуті на руки рукавички визначеного насиченого кольору. Поріг насиченості при цьому, імовірно, буде залежати від яскравості освітлення.

ВИСНОВКИ

Використання кольору шкіри людини при виявленні на зображенні обличчя і рук оператора має певні істотні недоліки, головними з яких можна вважати різниці кольору цих об'єктів у різних людей, залежність кольору від умов освітлення, наявність великої кількості інших об'єктів, що мають схожі кольори. І якщо перші два можуть бути усунуті калібруванням колірному простору, проведеної перед кожним сеансом роботи, то останній у випадку неможливості усунення з кадру сторонніх об'єктів, близьких по кольору до шкіри людини, перетворюється в серйозну проблему. Та й постійне виконання калібрування теж не завжди можливо. У результаті використання кольору при виявленні на зображенні обличчя і рук оператора має обмежену область застосування і найчастіше використовується разом з іншими критеріями: рухом, градієнтом яскравості, формою, аналізом оточення.

З іншого боку, проведені експерименти по дослідженню колірних характеристик різних об'єктів показали, що вкрай мало об'єктів мають насичені кольори. При виявленні рук оператора можна використовувати цей факт, для чого варто застосовувати надягнуті на руки рукавички визначеного насиченого кольору. Для рішення питання про поріг насиченості і його можливий залежності від умов освітлення необхідне проведення додаткових досліджень.

ЛІТЕРАТУРА

1. Murakami K., Taguchi H. Gesture recognition using recurrent neural networks. // Journal of the ACM, 1(1), January 1991. -p.237-242.
2. Hofmann F., Henz Ue. The TU-Berlin SensorGlove. - Technical Description. 1995. - http://pdv.cs.tu-berlin.de/forschung/SensorGlove2_engl.html.
3. Fels S., Hinton G. Glove-TalkII: An Adaptive Gesture-to-Formant Interface. // Proc. of the 1995 Conf. on Human Factors in Computing Systems, May 1995.
4. Keates S, Clarkson PJ, Robinson P. Gesture input and motion-impaired users. // Encyclopedia of Library and Information Science, Marcel Dekker, Inc., 2001, Vol.70. -p.128-150.
5. Damm, C.H., Hansen, K.M., Thomsen, M. Tool Support for Object-Oriented Cooperative Design:

Gesture Based Modeling on an Electronic Whiteboard. // Proc. of CHI'2000. ACM Press, 2000.

6. Cutler R., Turk M. View-based Interpretation of Real-time Optical Flow for Gesture Recognition. // IEEE Int.Conf.on Automatic Face and Gesture Recognition, April 1998, Nara, Japan.
7. Laptev I., Lindeberg T. Tracking of multi-state hand models using particle filtering and a hierarchy of multi-scale image features.- Technical report CVAP245, ISRN KTH NA/P--00/12--SE. Department of Numerical Analysis and Computer Science, KTH (Royal Institute of Technology), Stockholm, Sweden, September 2000.
8. Gupta D. Computer Gesture Recognition: Using the Constellation Method. // Caltech Undergraduate Research Journal, 2001, vol.1, N1. - pp.26-31.
9. Marcel S., Bernier O., Viallet J.-E., Collobert D. Hand Gesture Recognition Using Input-Output Hidden Markov Models. // Proc. of the Fourth IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition 2000.
10. Bretzner L., LaptevI., Lindeberg T. Hand Gesture Recognition using Multi-Scale Colour Features, Hierarchical Models and Particle Filtering. // Proc. of the 5th Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, 2002.
11. McKenna S., Gong S. Gesture Recognition for Visually Mediated Interaction using Probabilistic Event Trajectories. // Proc. of BMVC'98, 14-17 September 1998, Southampton, England.
12. Li Y., Kobatake H. Extraction of Facial Sketch Images and Expression Transformation Based on FACS. // Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing. - Washington D.C., 1995, v3.
13. Tock D., Craw I. Tracking and measuring drivers eyes. // Proc. of BMVC-95, -p.383-392.
14. Sirohey S., Rosenfeld A. Eye Detection. - Technical report CS-TR-3971 (CAR-TR-896) Center for Automation Research University of Maryland, 1998. -49p.
15. Graf H.P., Cosatto E., Gibbon D., Kocheisen M., Petajan E. Multi-Modal System for Locating Heads and Faces. - AT&T Lab Technical Report 95.5.1, 1996.
16. Талеб М.А. Комбинированные алгоритмы сегментации цветных изображений. - Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. Минск, Ин-т технической кибернетики НАН Беларуси. 2002р. -20с.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПІДПИСІВ ПО ХАРАКТЕРНИМ ОЗНАКАМ ПЕРЕТВОРЕННЯ РАДОНУ

В.В. Трипольська

Дніпропетровський національний університет
49050, Дніпропетровськ, пров. Науковий, корпус 12
E-mail: trip@ukr.net

АНОТАЦІЯ

Представлено метод нейромережової ідентифікації підписів як бінарних зображень у просторі інформативних ознак перетворення Радону. Використовуються моменти інваріантні до обертання, зсувів та масштабних перетворень для побудови вектора особливостей. Добуття інформативних ознак одержується в просторі вейвлет декомпозиції, псевдофазової системі координат, що забезпечує з однієї сторони надійність ідентифікації, з іншого боку – зменшується розмірність простору ознак.

Запропонований метод здобуття особливостей і ідентифікації підписів перевірених на нейронній мережі зворотного поширення помилок. Тестування проводилося на різних підписах, і отримані результати підтвердили надійність методу.

Ключові слова: ідентифікація підписів, перетворення Радону, вейвлет декомпозиція, інваріантні моменти, псевдофазова система координат, нейронна мережа.

1. ВСТУП

Ідентифікація підпису як частина проблеми розпізнавання рукописних символів займає важливе місце й усе частіше привертає увагу наукового світу. У цій області було досліджено багато різних підходів, але в цілому проблема ще далека від остаточного рішення [1]. Головні труднощі полягають у постійній мінливості підпису кожного індивіда, що викликає проблеми зі створенням надійного еталона.

У цьому зв'язку, дуже актуальною є розробка інтегральних методів виділення стійких ознак підписів при розгляді кожного підпису як бінарного зображення. Акцент саме на виділенні інтегральних інформативних ознак зв'язаний з фізіологічним сприйняттям підпису як єдиного цілого, принаймні в первісний момент процедури ідентифікації.

Для виділення інтегральних ознак при верифікації підписів традиційно використовуються методи спектрального аналізу (Фур'є, Адамара і т.д.). Однак спектральний підхід дуже часто не дає

бажаних результатів, тому що підпис, як бінарне зображення, характеризується широким енергетичним спектром, у результаті чого, відмінність спектра підробки від спектра оригіналу може бути незначною. У цьому зв'язку нами було запропоновано використовувати перетворення Радону для переходу від бінарного зображення до напівтонового з 256 градаціями сірого [2].

Методи виділення інформативних ознак включають статичні підходи, засновані на визначенні моментів [3, 4], моделі авторегрессії, вейвлет перетворення [5]. Клас моментів інваріантних до повороту, зсуву і масштабних перетворень застосовується як вектор особливостей підпису, тому що зображення може бути зміщене в межах заданої рамки на документі. Використання вейвлет декомпозиції дає можливість виділення різних параметрів і збереження самого зображення без збільшення обсягу інформації. Набір отриманих параметрів є вхідними даними для класифікатора. Вектором вхідних особливостей є інваріантні моменти й коефіцієнти вейвлет декомпозиції після перетворення Радону.

Нейромережової підхід до ідентифікації підпису як ідентифікації бінарного зображення дає недостатню надійність як через мінливість самих підписів так і варіантів їхнього місцезнаходження в межах заданої рамки документа.

Процес визначення приналежності зразка до одного з класів може бути визначений за допомогою багатосарового перцептрона, байсевського чи класифікатора нейронної мережі [6]. Особливістю даного методу є те, що відомо параметри тільки одного класу, істинного підпису. Тому як класифікатор використовується нейронна мережа.

Тестування методу проводилося на 50 наборах підписів, що складаються з еталона, 2 істинних підписів і 2 підробок.

2. ПЕРЕТВОРЕННЯ РАДОНУ

При автоматичній класифікації підписів однією з труднощів є чутливість до варіантів місця розташування підпису в межах заданої рамки (на документі). У цьому зв'язку бажано перейти від бінарного зображення до яркостного. Для цієї мети використовується перетворення Радону, тому що має

ряд переваг, наприклад, у порівнянні з енергетичним спектром Фур'є. [7]

При розгляді бінарного зображення, підданого перетворенню Радону як напівтонового зображення (рис.1) виділяються «блискучі» крапки, що можуть використовуватися як інформативні ознаки. На нейронну мережу подавався характеристичний вектор, що містить повне зображення. Але через проблему розмірності, кількість вхідних параметрів необхідно зменшити. Одним з можливих рішень цієї проблеми є використання коефіцієнтів вейвлет-декомпозиції як інформативних ознак нейронної мережі.

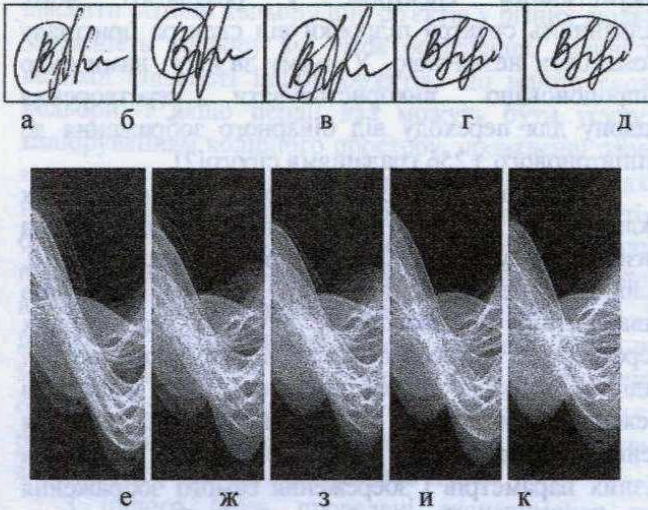


Рис. 1 Вихідні підписи і відповідне їм перетворення Радону.

а – еталонний підпис, б, в – справжні підписи, г, д – підробки; е, ж, з, и, к – відповідні перетворення Радону.

3. ВИТЯГ ІНФОРМАТИВНИХ ПРИЗНАКІВ

3.1. ВЕЙВЛЕТ

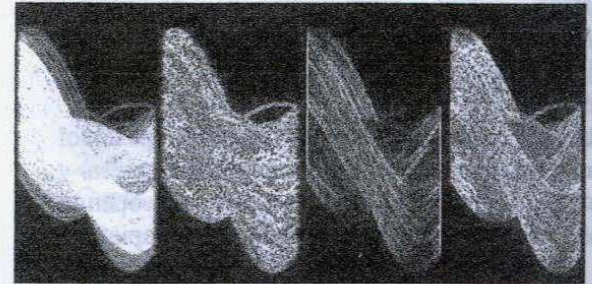
Оскільки растрове зображення є двовимірною матрицею, то до нього можуть бути застосовані двовимірні дискретні вейвлет-перетворення. Вейвлет-перетворення визначається формулою:

$$W(\alpha, \beta) = \sum_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\alpha} \overline{\psi\left(\frac{x-\beta}{\alpha}\right)} f(x) \quad (1)$$

Підвищення точності класифікації підписів і зменшення розмірів параметричного вектора досягається застосуванням декомпозиції зображення за допомогою вейвлет-перетворення. Застосування різних фільтрів (базисів) дає результати, що відрізняються по своїм характеристикам. Аналізуються деталі зображення отримані на перших

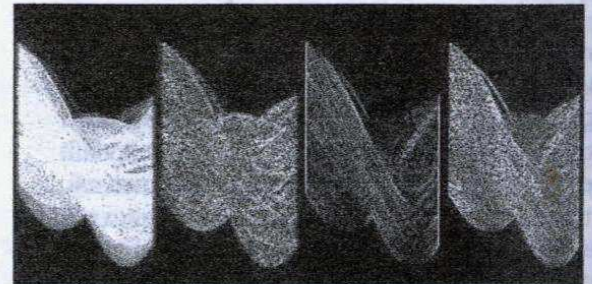
рівнях розкладання, які характеризують особливості, що притаманні данному підпису. Використання декількох рівнів для аналізу обумовлене тим, що на більш низькому рівні розкладання залишаються загальні властивості підпису і деталі, що зустрічаються тільки в даному екземплярі. Ці параметри також є частиною сукупності інформативних ознак, що характеризують підпис. [8]

Справжній підпис



а б в г

Підробка



а б в г

Рис. 4. Коефіцієнти після вейвлет-декомпозиції а- вихідне зображення, б – горизонтальні, в – прямовисні, г – діагональні

3.2. ІНВАРІАНТНІ МОМЕНТИ

Через мінливість місця розташування підпису, необхідно ввести додаткові ознаки, що не будуть змінюватися при повороті, масштабуванні й обертанні зображення. Одним з підходів є обчислення різних інваріантних моментів. Моменти низьких порядків відповідають за «закономірності», а більш високі моменти визначають особливості зображення.

У роботі [9] запропоновані сім нелінійних комбінацій, побудованих на моментах, що інваріантні до зсуву, обертання і масштабування. Ці сім, так називані, інваріантні моменти, визначені через центральні моменти і використовуються для класифікації образів.

На нейронну мережу подавався вектор параметрів, що містить значення моментів, до 4-го порядку включно, і інваріантні моменти. Проведені експерименти показали, що даний вектор інформативних ознак не дає достатньої надійності ідентифікації підписів, у зв'язку з чим виникає

необхідність збільшення простору інформативних ознак.

Ця задача була вирішена за допомогою застосування інваріантних моментів Цернике. У роботі [9] застосовуються ортогональні моменти, засновані на теорії ортогональних поліномів, що ефективні для вирішення задач ідентифікації зображень. Клас ортогональних моментів, що володіють стійкістю до обертання – моменти Цернике. Поворот зображення не змінює величину моментів Цернике, тому вони використовуються як один з параметрів при визначенні вектора особливостей зображення. Для одержання інваріантів зсуву і масштабування, зображення спочатку нормується, використовуючи для цього центральні моменти. Моменти Цернике, інваріантні до обертання одержуються з нормованих моментів. У роботі [10] наведено зв'язок між інваріантними моментами, інваріантами Цернике і центральними моментами.

На нейронну мережу подавалися різні комбінації інваріантних моментів. Найкращі результати отримані при використанні семи інваріантних моментів, запропонованих Ху й 11 моментів Цернике.

3.3. ПСЕВДОФАЗОВА СИСТЕМА КООРДИНАТ

Одним з методів рішення проблеми компресії є підхід до витягу інформативних ознак перетворення Радону в псевдофазовій системі координат. Базисна ідея підходу полягає в тому, що при переході в нову систему координат, можна виділити невелику ділянку, в якій і будуть зосереджені основні локальні зміни підписів, тоді як у більшій частині нової площини будуть зосереджені загальні (практично незмінні) ознаки.

Якщо ввести позначення

$$R_{\Theta}(x') = R \quad (1^{\circ} \leq \Theta \leq 180^{\circ}), \quad (2)$$

те відображення залежності (2) у «фазовій» системі координат [11] зводиться до відображення в площини $(R - |\dot{R}|)$, де

$$|\dot{R}| = \left[\left(\frac{\partial R_{\Theta}(x')}{\partial \Theta} \right)^2 + \left(\frac{\partial R_{\Theta}(x')}{\partial x'} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

відкіля випливає, що при такому відображенні інформація про координати вихідного зображення $R_{\Theta}(x')$ відкидається (аналогія: механіка Ньютона і механіка Лагранжа), що, у принципі, і дозволяє

сконцентрувати локальні розходження аналізованих підписів у невеликій частині площини $(R - |\dot{R}|)$.

Однак такий підхід, з огляду на специфіку перетворення Радону для підписів (наявність «блискучих» крапок), із практичної точки зору незручний, тому що в цих крапках похідна має розрив, що приводить до зростання впливу випадкових (шумових) компонент. Тому нами була використана «псевдофазова» система координат [12], що зводиться до відображення в площині

$$R_{\Theta_k}(x'_l) - R_{\Theta_{k+1}}(x'_{l+1}) \quad (4)$$

$$1^{\circ} \leq k \leq 180^{\circ}; \quad 1 \leq l < L-1,$$

де L – розмір рамки вихідного підпису на осі «х».

Як впливає з розгляду псевдофазових характеристик на рис.2, основні локальні зміни групуються у відносно невеликій лівій верхній частині аналізованої площини, що і відкриває можливість істотного скорочення розмірності ознакового простору з одночасним забезпеченням високої чутливості до виявлення підроблених підписів.

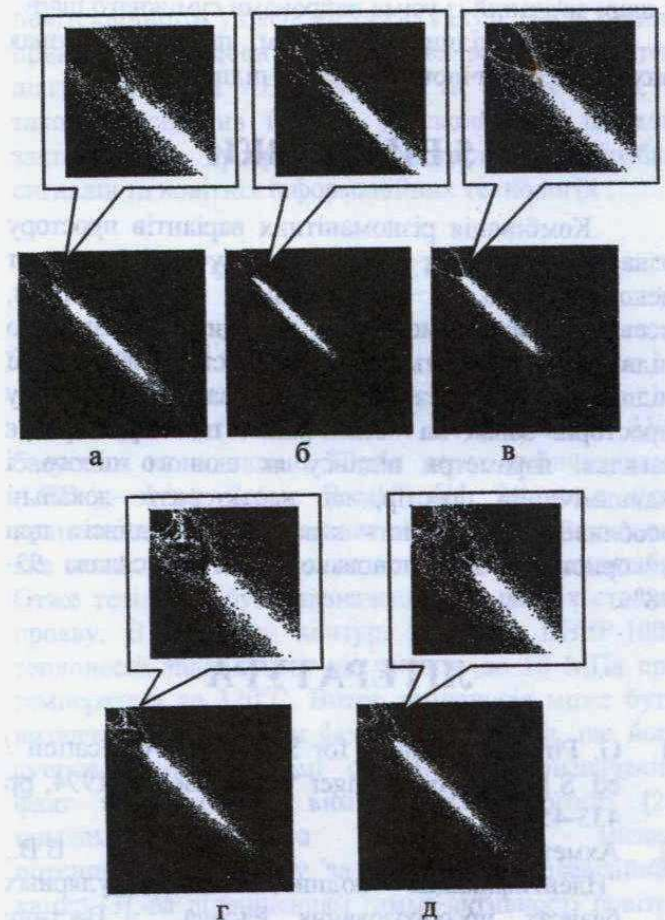


Рис.2. Псевдофазова характеристика, що відповідає перетворенню Радону
а – еталонний підпис, б, в – справжні підписи, г, д – підробки.

4. ПОБУДОВА «КАРТИ ПІДПISУ»

Для зменшення кількості інформативних ознак можна використовувати карту зображення. Вивчення характеристик зображення показало, що просторові частоти, одержані з блоків зображення, адекватно розділяються в класи. Зображення розбивається на непересічні блоки розміром 8 x 8 пікселів. Обчислюється спектр двовимірного перетворення Фур'є до блоку зображення. Процес класифікації кожного блоку зображення зроблений за допомогою нейронної мережі, що використовує алгоритм зворотного поширення помилки. Блок зображення, отриманого після перетворення Фур'є, повинний бути віднесений до одного з 8 класів напрямків ліній: 0.0°, 22.5°, 45.0°, 67.5°, 90.0°, 112.5°, 135.0° і 157.5°. Ці класи є виходами нейронної мережі. Навчання мережі виконувалося таким чином, щоб активним на виході був тільки один нейрон. Для розглянутого застосування, рівень точності 8 класів є достатнім тому, що представлено основні напрямки ліній. Вибір кількості схованих нейронів був зроблений протягом навчальної стадії і змінювався від 5 до 20. Нейрони схованого шару мають сигмовидну функцію передачі. Кожен нейрон у шарі зв'язаний із усіма нейронами суміжного шару.

Карта підпису є новим простором ознак вихідного статичного бінарного підпису. [7]

5. ВИСНОВКИ

Комбінація різноманітних варіантів простору ознак перетворення Радона в сполученні з вейвлет-декомпозицією, інваріантними моментами, псевдофазовою системою координат дозволило підвищити точність та вірогідність класифікації підписів нейромережним методом за рахунок поділу просторів ознак на «статичний», що характеризує загальні параметри підпису як єдиного цілого, і «динамічний» простір, що характеризує локальні особливості. Надійність класифікації підписів при використанні запропонованого методу склала 93-98%.

ЛІТЕРАТУРА

1. G. Pirlo. Algorithms for Signature Verification / ed. S. Impedovo, Springer Verlag, Berlin, 1994, pp 433-454.
2. Ахметшин А.М., Трипольская В.В., «Идентификация подписей в сингулярных базисах преобразования Радона», Вестник херсонского государственного технического университета №12, 22-27с, 2001г.
3. S.Belkasim, M.Shridhar, M.Ahmadi, "Pattern Recognition with Moment Invariants: A

Comparative Study and New Results", Pattern Recognition, Vol.24, No. 12, pp. 1117-1138, 1991.

4. M.K.Hu, "Visual Pattern Recognition By Moment Invariants", IEEE Trans. on Information Theory, Vol.IT-8, pp.179-187, Feb.1962
5. Q.M Tieng, W.W. Boles, "Recognition of 2D Object Contours Using the Wavelet Transform Zero-Crossing Representation", IEEE Trans. on PAMI, Vol.19, No.8, pp. 910-916, 1997.
6. Handbook of Character Recognition and Document Image Analysis. Editors H.Bunke, P.S.P. Wang. London, World Scientific, 1997
7. Трипольская В.В., Ахметшин А.М. «Нейросетевая идентификация подписей в пространстве признаков преобразования Радона», Проблемы программирования. №1-2, 2002г, с.576-582
8. Ахметшин А.М., Трипольская В.В. «Повышение точности нейросетевой классификации подписей в пространстве признаков вейвлет-декомпозиции преобразования Радона», Міжнародна конференція з індуктивного моделювання 2002, Львов, т.3, с. 196-202
9. M.R.Teaque, "Image analysis via the general theory of moments", J.Opt.Soc.Am., Vol.70, No.8, August 1980
10. A.Khotanzad, Y.Poggios, "Invariant Image Recognition by Zernike Moments", IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-12, 1990, pp. 489-497
11. В.И. Арнольд. Математические методы классической механики. М., Наука, 1989. – 472с.
12. Ахметшин А.М., Иванова Н.А. «Качественная интерпретация результатов метода ультразвуковой спектральной дефектоскопии по интегральным показателям в фазовой системе координат» - Дефектоскопия, 1996, №12, с.36-45

ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ ДІАГНОСТИЧНИХ СИСТЕМ ДЛЯ АЕС НА ОСНОВІ НОВИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

В.О. Болтенков, М.В. Максимов, О.В. Маслов

Одеський національний політехнічний університет

65044 Одеса, просп. Шевченка, 1

Тел.: +380 482 288-440 Факс: +380 482 344-308

Електронна пошта: Galchenkov@od.goldentele.com

Abstract

The advanced diagnostic systems for NPP are discussed: leak diagnostic system and fuel diagnostic system. Leak diagnostic is based on two different principles — measuring activity of air surrounding place of leak (early leak detection) and detection of leak produced sound with distributed self-organizing net of microphone sensors (localization of leak place). Fuel burnup diagnostic is made by means of gamma-spectrometry with application of CdZnTe detectors. New technology to estimate fuel burnup in real time is proposed. The prospect of NPP diagnostic systems perfection is discussed.

1. Вступ

Ядерна енергетика є домінуючою енергогенеруючою технологією в Україні. Якщо у світовому енергетичному балансі доля енергії, що видобута АЕС, дорівнює в середньому 17%, в Україні цей показник становить біля 50%. У зв'язку з цим експлуатація АЕС потребує постійного наукового супроводу. Сьогодні в країні експлуатуються 13 енергоблоків типу ВВЕР. Усі вони потребують модернізації, дообладнання новими системами та усунення слабких місць, що виявили себе в процесі експлуатації. Проектними рішеннями на енергоблоках не були передбачені системи оперативної діагностики деяких видів пошкоджень, а саме течій в обладнанні АЕС. В той же час експлуатація демонструє, що саме течії є однією з причин позапланових зупинок блоків.

Збитки економіки держави від вимушених зупинок енергоблоків АЕС та їх роботи на понижених потужностях за компетентними оцінками в декілька разів перевищують витрати на реконструкцію та модернізацію енергоблоків, що дозволяє довести рівень їх експлуатації до рівня західних АЕС. Такі оцінки підтверджують економічну доцільність реконструкції та модернізації українських енергоблоків.

Іншою важливою проблемою для АЕС України є контроль ядерного палива (ЯП) на всьому протязі ядерного циклу. Це питання стає особливо актуальним в умовах організації самостійного

збереження відпрацьованого палива в сухих сховищах на території України. У зв'язку з цим потрібні системи оперативного контролю та діагностики ЯП на протязі всього його життєвого циклу.

Керуючись викладеним вище, можна зробити висновок про велику актуальність розробки та впровадження на АЕС систем діагностики течій в обладнанні та оперативної діагностики ядерного палива. У статті викладено наукові результати, що отримані на протязі останніх років у лабораторії "Атомспецавтоматика" Одеського національного політехнічного університету в галузі дослідження принципів побудови та практичної реалізації систем діагностики для АЕС України та інших країн, а також перспектив їхнього удосконалення шляхом застосування прогресивних алгоритмів обробки сигналів та новітніх інформаційних технологій.

2. Система діагностики течій.

2.1. Загальні положення

Діагностика течій в обладнанні АЕС базується на концепції "Течія перед руйнуванням" (LBB — Leak Before Break) [1]. Згідно з цією концепцією течія спричиняє подальше руйнування, яке може мати наслідки катастрофічного масштабу. Отже течія має бути визначеною на ранніх стадіях прояву. В першому контурі реактору ВВЕР-1000 теплоносієм знаходиться під тиском до 16 МПа при температурі до 320°C. Виток теплоносія може бути визначений за різними фізичними полями, що його супроводжують. Відомі системи, що визначають факт течії шляхом вимірювання вологості [2], шляхом візуального нагляду за місцем потенціального витoku за допомогою телевізійних камер [3], за підвищенням гамма-активності повітря в зоні контролю за рахунок виділення продуктів активації теплоносія [4], та також системи, що фіксують акустичні сигнали, якими супроводжується виток. Системи діагностики за акустичними сигналами поділяються на два класи: контактні, системи, тобто такі, де акустичні сенсори виявляють

ширококутові акустичні коливання в діапазоні частот (100...400) кГц, що виникають при течії та поширюються в матеріалі трубопроводу [5], та безконтактні, що визначають акустичні коливання, які поширюються в повітрі навколо течії [6].

Вологомірні системи мають досить високу чутливість (дають змогу виявити течію з витратою близько 70 літр/годину), але не дають змоги визначити координати місця течії. Окрім того обладнання для відбору проб повітря для систем такого класу є дуже коштовним і складним у монтажі. Системи візуального нагляду фактично потребують постійної участі оператора, оскільки на сьогодні вони не мають реальних перспектив автоматизації. Системи контролю активності високочутливі (їхня чутливість складає (3...60) літр/годину), але теж не дають змоги оцінити місце течії.

Щодо акустичних систем діагностики течій, слід зазначити таке. Контактні системи мають середню чутливість — (60...300) літр/годину — але для визначення місця течії з потрібною похибкою потребують розміщення акустичних сенсорів практично на кожному з трубопроводів, що контролюються. Отже для одного об'єкту контролю число сенсорів (і відповідно ліній зв'язку) може сягати десятків-сотен. При високій коштовності системи (ціна її при такій конфігурації може становити мільйони євро [1]) вона повністю втрачає свою експлуатаційну надійність, а під час планового ремонту руйнується практично без змоги відновлення. Отже найбільш перспективними вдаються акустичні системи безконтактного типу, тим більше, що система такого класу була успішно впроваджена на реакторі РБМК на Ленінградській АЕС [6].

Конкретна система діагностики течій розроблялась для верхнього блоку реактора ВВЕР-1000. Верхній блок налічує 92 патрубки із фланцевими з'єднаннями, в яких течії теплоносія спостерігаються досить часто [4] і, як правило, мають досить тяжкі наслідки. Згідно з міжнародними вимогами до діагностичних комплексів АЕС система повинна бути комплексною, а саме буди побудованою не менш як на двох фізичних принципах. Спираючись на приведенний вище аналіз, було обрано структуру діагностичного комплексу такою — виявляються та реєструються активність повітря в коробах вентиляційної системи верхнього блоку реактору й акустичні сигнали в повітрі, що оточує зону контролю.

2.2. Підсистема радіаційного контролю

Підсистема радіаційного контролю (ПРК) має призначенням раннє виявлення течії. Вона складається з 6 CdZnTe гамма-детекторів, що розміщуються в шести коробах вентиляційної системи повітряного охолодження приводів

керування реактором. Кожний детектор являє собою інтелектуальний сенсор, який окрім власне детектора включає підсилювач заряду та цифровий багатоканальний аналізатор, реалізований за допомогою швидкого АЦП та 32-розрядного сигнального процесора. У випадку течії теплоносія спостерігається стабільний пік гамма-активності продуктів активації у районі 511 кеВ. Обробка спектрів гамма-випромінювання, зареєстрованого гамма-детектором детально викладена в [7].

2.3. Підсистема акустичного контролю

Для обґрунтування принципів побудови підсистеми акустичного контролю (ПАК) та технології обробки інформації були проведені попередні дослідження на спеціальних стендах. Стенди використовувалися для імітації течій при робочих параметрах теплоносія крізь дефектні деталі реального обладнання АЕС. Метою експерименту була оцінка спектрально-кореляційних параметрів акустичних сигналів, що утворюються в повітряному середовищі навколо витоку, та перевірка принципів оцінювання координат витоку. Для реєстрації акустичного поля течії використовувалися ширококутові мікрофонні сенсори. Дослідження показали, що сигнали від течій є досить ширококутові, шумоподібні і лежать у діапазоні (10...40000) Гц. Конкретні особливості спектру сигналів (нерівномірність, уні- або мультимодальність та ін.) сильно залежать від характеру течії, яка у свою чергу визначається розміром та типом дефекту. Попередні дослідження переконали в тому, що для виявлення течії та оцінювання її координат потрібно використовувати адаптивні алгоритми.

Основною задачею при виявленні акустичних сигналів, що їх породжує течія, є технологічні шуми в приміщеннях АЕС, а саме в шахті реактору. Дослідження шумів показало, що це є типові сигнали від роботи різних механізмів і їх спектр має типовий характер — набір гармонійних компонент на фоні злитого спектра, можна вважати, що за граничною частотою 2 кГц технологічні шуми практично відсутні.

Конфігурація ПАК була вибрана такою. Акустичні сенсори в кількості 24 одиниці розміщуються на стінках циліндричної шахти реактору чотирма горизонтальними кільцями по 6 сенсорів у кожному з вертикальним рознесенням кілець приблизно на 0.8 м. Отже чотири кільця мікрофонних сенсорів повністю обіймають зону контролю, а на горизонтальному рівні знаходяться приблизно навпроти можливих течій.

Оскільки вся зона контролю повністю заповнена патрубками, умови розповсюдження сигналів від місця течії до сенсора досить складні: мають місце віддзеркалення як від патрубків, так і від бетонних стінок шахти. Це також потребує застосування спеціальних алгоритмів обробки сигналів.

2.4. Алгоритми функціонування системи діагностики течії

До алгоритму діагностики пред'являються такі вимоги:

- визначення факту течії на якомога ранній стадії її прояву,
- локалізація течії з максимально можливою точністю,
- оцінка масової або об'ємної витрати теплоносія крізь течію,
- прогноз розвитку процесу.

Алгоритм побудовано двоетапним. На першому етапі визначається факт течії за допомогою ПРК, при цьому ПАК функціонує в черговому режимі: усі акустичні сенсори працюють, але їхня інформація консервується в базі пасивного моніторингу і не приймає участі в процесі обробки. Якщо в двох із шести каналів радіаційного контролю рівень піку в районі 511 кеВ перевищує порогове значення, факт течії вважається установленим, і аларм-сигнал поступає на термінал оператора системи і на запуск ПАК для локалізації течії.

Для локалізації течії побудовано адаптивний алгоритм, що самоорганізується. Його основні кроки:

1) З 24 акустичних сенсорів вибираються 4, на яких рівень звукового тиску найбільший. Ці сенсори є найближчими до місця течії. Далі в обробці беруть участь тільки їхні сигнали.

2) Оскільки акустичні сигнали в повітрі мають сильне частотно-залежне ослаблення, а шлях їх розповсюдження до сенсора може бути складним за рахунок багатократних віддзеркалень, неможливо прогнозувати в якому діапазоні частот організувати локалізацію. Для визначення робочого діапазону для кожної пари з 4-х сенсорів обчислюється функція частотної когерентності. В якості робочого діапазону вибирається та 1/3 октавна смуга, де когерентність максимальна.

3) Для кожної пари сенсорів обчислюється кореляційна функція, відшукується її максимум і таким чином оцінюється різниця часів приходу (РЧП) (TDOA — time difference of arrival) згідно з принципом узагальненого корелятора Кнеппа-Картера.

4) Для кожної трійки (дві пари) сенсорів на основі оцінених РЧП складається система з двох гіперболічних рівнянь, яка чисельно вирішується й знаходяться оцінки координат течії та дисперсія оцінки.

5) З шести отриманих таким чином оцінок координат формується середньо-взважена оцінка, яка передається на термінал оператора системи.

При використанні двох комп'ютерів (для збору даних та для обчислення згідно з алгоритмами) усі процедури легко реалізуються в реальному часі.

Викладена технологія дозволяє оцінити координату течії з потенційною точністю (0,3...0,6)

м. Однак попередні іспити довели, що реальна похибка може бути на (50...60)% більшою. Це пов'язане з втратою просторової когерентності акустичного сигналу за рахунок віддзеркалень з одного боку ті сильно частотно-залежного ослаблення з іншого боку.

З метою поліпшення показників точності оцінювання координат течії зараз вивчається кілька алгоритмів підвищення просторової когерентності акустичних сигналів в умовах замкнутого приміщення. Це такі алгоритми як кепстральна деконволюція, яка дає змогу послабити в результуючому сигналі, що приймається сенсором багаторазових дзеркальних реплік, а також технологія вейвлет-анализу за схемою вейвлет-трансформація — кліппування — зворотна вейвлет-трансформація. З точки зору підвищення імовірності правильного виявлення сигналу від течії досліджується застосування методів визначення розладки за алгоритмом кумулятивних сум.

3. Система діагностики ядерного палива

3.1. Технологія оцінювання стану ЯП

Діагностика ЯП є важливою умовою забезпечення ядерної безпеки при експлуатації АЕС. Організація сухих сховищ відпрацьованого ядерного палива на українських АЕС гостро потребує створення засобів експресного інструментального контролю ЯП безпосередньо перед його перевантаженням або відвантаженням на сухе збереження. Основним параметром, що характеризує стан ЯП і критерієм можливості, його переміщення на сухе збереження, є глибина його вигорання. Для виміру вигорання ЯП авторами розроблена система, заснована на реєстрації власного гамма-випромінювання тепловиділяючої зборки, що вивантажується з активної зони реактора, (ТВЗ). Система побудована за принципом об'єднання в часі двох технологічних операцій — перевантаження палива і вимірювання його власного гамма-випромінювання. Такий принцип дозволяє істотно зменшити часові витрати й організувати функціонування системи в реальному масштабі часу. Реальний масштаб часу вимагає створення нових інформаційних технологій оцінки глибини вигорання, що забезпечують мінімальні обчислювальні витрати на обробку зареєстрованого гамма-випромінювання і високу вірогідність контролю. Пропонована технологія базується на аналізі гамма-спектрів випромінювання продуктів поділу (ПП) ЯП, що містяться у відпрацьованій ТВЗ.

Зареєстроване гамма-випромінювання із системи CdZnTe детекторів, перетворене в цифрову форму, надходить на блок формування гамма-спектрів і їхньої обробки. Обробка спектрів є досить добре відпрацьованою процедурою в гамма-спектрометрії. Результатом її є виділені піки повного

поглинання (ППП) ізотопів - ПП і їхні параметри. На основі обробки численних реальних даних, зареєстрованих у виробничих умовах, авторами встановлено ряд емпіричних залежностей, що зв'язують вигорання ЯП з обмірюваною активністю окремих ПП [8]. Далі алгоритм оцінювання вигорання є розгалужений, причому критерієм вибору робочої галузі є якість виділених піків, що спостерігаються в гамма-спектрі, а саме їхня статистична переконливість. При відсутності в гамма-спектрі добре ідентифікуємих ППП здійснюється аналіз наявності піка, пов'язаного з підсумовуванням гамма-випромінювання ПП ^{134}Cs , ^{95}Zr , ^{95}Nb . У випадку позитивних результатів (тобто якщо наявність ^{95}Zr , ^{95}Nb підтверджується) робиться висновок про недостатню витримку відпрацьованої ТВЗ і неприпустимості її відвантаження в сухе сховище. Визначається час витримки відпрацьованої ТВЗ із використанням відношення обмірюваної інтенсивності γ -випромінювання ^{137}Cs до інтегральної інтенсивності γ -випромінювання. Якщо отримана оцінка значення часу витримки складає менш 3 років, відвантаження відпрацьованої ТВЗ у сховище також забороняється. Потім проводиться аналіз обмірюваних спектрів на предмет наявності чітких ППП довго живучих ізотопів. При наявності тільки чіткого піка ^{137}Cs оцінюється час витримки ЯП, і здійснюється розрахунок його вигорання з використанням відносини обмірюваної інтенсивності γ -випромінювання ^{137}Cs до інтегральної інтенсивності γ -випромінювання. При наявності добре ідентифікуємих піків ^{137}Cs , ^{134}Cs , ^{106}Ru , ^{154}Eu вигорання розраховується з урахуванням часу витримки і початкового збагачення. Цей алгоритм є основним при визначенні вигорання відпрацьованих ТВЗ, що відвантажуються на сухе збереження.

3.2. Перспективні напрямки розвитку діагностичних технологій для ЯП

Було побудовано модель утворення поля гамма-випромінювання ТВЗ з урахуванням того, що вона складається з 312 тепловиділяючих елементів (твелів) [9]. Оцінка розподілу гамма-активності ПП між окремими твелями також являє великий практичний інтерес. Зокрема, знання вигорання ЯП важливе при компоновці активної зони реактора. Нульова активність деяких ізотопів-ПП в окремих твелях може бути ознакою того, що герметичність твела порушена. Отже можна пропонувати новий спосіб контролю герметичності оболонки (КГО) твела. Відновлення активності твелів за вимірюванням загального поля гамма-випромінювання ТВЗ є зворотною задачею гамма-спектрометрії. Її вирішення можливе як методами комп'ютерної томографії [10], так і шляхом вирішення перевизначеної системи лінійних рівнянь методом Мура-Пенроуза. В даний час ці два методи

вирішення зворотної задачі досліджуються на обумовленість.

4. Висновки

Запропоновані в доповіді нові технології сумісної обробки сигналів різної фізичної природи дозволили побудувати нові вискоелективні системи діагностики течій та палива для АЕС і таким чином підвищити економічність та безпеку їх експлуатації.

Література

1. Гетман А.Ф. Концепция безопасности "Течь перед разрушением" для сосудов и трубопроводов АЭС. М.: Энергоиздат, 1999. — 262 с.
2. Петровский Б.С., Аксенов В.И., Давиденко Н.Н., Карякин Ю.Е. Компьютеризированная система раннего обнаружения протечек теплоносителя на верхнем блоке реактора ВВЭР-1000. // Вторая Международная конференция "Безопасность, эффективность и экономика ядерной энергетики". Ч.1. М., 2001. С. 170-172.
3. Усанов А.И. Состояние и проблемы внедрения систем оперативной диагностики реакторных установок ВВЭР. // Труды научно-технической конференции концерна "Росэнергоатом". М., 2000. С. 64-71.
4. Болтенков В.А., Верпета В.И., Калашников А.Н., Максимов М.В., Маслов О.В. Диагностика протечек теплоносителя на верхнем блоке ВВЭР-1000: проблема и пути решения. Атомна енергетика та промисловість України, №2(2), 1999. С.51-53.
5. Kunze U. Acoustic leak monitoring in VVER plants: ten year of experience, Nuclear Europe Worldscan, №7-8 (1999). P.114-116.
6. H. Mochizuki, H. Takeda, Y. Kasai et al. Development of leak detection system for piping using high-temperature resistant microphones. In *Proceedings of 8th International Conference on Nuclear Engineering (ICONE'8)*, Baltimore, 2-6 April 2000, ASME, Baltimore, USA 2000. P.8526-8551.
7. Маслов О.В., Сухарев К.В., Кальнев Л.Л., Галченков О.Н. Цифровой спектрометр гамма-излучения. // 4-е международное совещание «Проблемы прикладной спектрометрии и радиометрии - 2000». Одесса, 2000. С. 40.
8. Билей Д.В., Маслов О.В., Фридман Н.А., Максимов М.В. Методика, алгоритм и критерии определения выгорания ОЯТ в процессе перегрузки // Ядерная и радиационная безопасность — 2001. — Т. 4, вып. 3. — С.38 - 46.
9. Олейник С.Г., Болтенков В.А. Имитационное моделирование системы определения глубины выгорания облученного ядерного топлива // Изв. вузов. Ядерная энергетика, №1, 2002. С.39-52.
10. S. Jacobsson. Theoretical Investigations of Tomographic Methods used for Determination of the Integrity of Spent BWR Nuclear Fuel. — Uppsala University, Internal Report ISV-6/97, 1996. — P. 59.

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

С. Г. Антощук, В. М. Крилов, В. О. Давидов
Одеський національний політехнічний університет
м. Одеса, пр. Шевченко 1. Факс (0482)344-308
E-mail: tom2k@mail.od.ua

The structure of automatic system for vehicle numbers identification and classification are designed. The system is consisting of previous processing and classification modules. The hardware of system is consisting of database, TV-sensor, monitor, video plate, image catch module.

The high noise level is main factor, which restricts installation of real time signal or image recognition automatic systems. The previous processing module has procedures: vehicle number search from vehicle image; filtering; signal/noise ratio improving (denoising) by Haar domain and threshold processing; threshold binarization; correlation symbols segmentation; detected number image normalization. The noise influence decreases by linear filtering also.

The classification module is neuronal net. The neuronal net choice is discussed. Automatic system has high noisy stability, shift, scale, and rotation invariants.

The right recognition probability for symbol is 0,96. Also the possible ways indicates of their decision.

ВСТУП

Автоматизовані системи (АС) ідентифікації та класифікації номерних знаків автотранспортних засобів можуть знайти застосування при контролі транспортних потоків на контрольно-пропускних пунктах ДАІ, при необхідності реєстрації транспортних засобів на автомобільних стоянках і гаражах, а також при аналізі аварійних ситуацій: проїзд на червоне світло світлофора, перевищення швидкості і т.п..

Існуючі аналоги не дозволяють цілком автоматизувати розпізнавання й ідентифікацію транспортних засобів, мають високу вартість і непридатні для масового використання.

Проведений аналіз виявляє ряд основних вимог до проєктованої АС: інваріантність до зміни в деяких межах кута повороту між віссю камери і вектором напрямку руху автомобіля як у вертикальній, так і в горизонтальній площинах; інваріантність до зміни

масштабу номеру, тобто відстань між камерою й автомобілем у момент захоплення зображення не повинна бути строго фіксованою; інваріантність до перекручування номерного знака, тому що при установці номерного знака на автомобілі не у строго вертикальній площині і спостереженні його збоку знак являє собою не прямокутник, а паралелограм, у цьому випадку символи на зображенні спотворюються, система повинна зберігати працездатність в умовах сильних перешкод, наприклад, дощ, сніг, бруд на номерному знаку, освітлення в залежності від часу доби можуть привести до появи адитивних, мультиплікативних, імпульсних і флюктуаційних перешкод; номерні знаки повинні відповідати державному стандарту [1].

СТРУКТУРА СИСТЕМИ

Систему розпізнавання автомобільних номерів можна розглядати як програмно-технічний комплекс, який вміщує апаратну частину та програмне забезпечення (ПЗ). Апаратна частина АС уявляє собою комплекс стандартних комплектуючих. Відеокамера, підключається до персонального комп'ютера за допомогою відеоплати, що має відповідний вхід. Зображення, що фіксується камерою, виводиться на монітор.

ПЗ даної системи можна розділити на чотири основні частини:

— Модуль попередньої обробки — призначений для пошуку місця розташування області номерного знака (ОНЗ), виділення ОНЗ, сегментації і підготовки даних для розпізнавання.

— Модуль класифікації — безпосередньо робить розпізнавання сегментованого зображення номерного знака за допомогою нейронної мережі (НМ).

— Модуль бази даних — дозволяє зберігати інформацію, що надходить, з можливістю її наступного аналізу.

МОДУЛЬ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ

Модуль попередньої обробки складається з наступних процедур:

— Пошук місця розташування ОНЗ.

Задачею процедури є виділення ОНЗ, що значно зменшує об'єм графічної інформації. Це вирішується в області двовимірного хвильового перетворення Хаара. У ході перетворення вихідне зображення розбивається на клітки 2×2 , для яких виконується:

$$\begin{bmatrix} a_0 & a_1 \\ a_2 & a_3 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \frac{a_0 + a_1 + a_2 + a_3}{2} & \frac{a_0 + a_1 - a_2 - a_3}{2} \\ \frac{a_0 - a_1 + a_2 - a_3}{2} & \frac{a_0 - a_1 - a_2 + a_3}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_0 & b_1 \\ b_2 & b_3 \end{bmatrix}$$

Елементи b_0 , b_1 , b_2 і b_3 формують чотири матриці: b_0 являє собою середнє арифметичне у вікні 2×2 , у b_1 підкреслюються горизонтальні контурні перепади яскравості; у b_2 - вертикальні, а в b_3 - діагональні. Розмір кожної матриці в два рази менше за розмір вихідного зображення. З точки зору вирішення поставленої задачі найбільший інтерес уявляє матриця b_2 , яка в подальшому оброблюється.

— Бінаризація. Після хвильового перетворення виходить зображення з підкресленими контурними перепадами, які орієнтовані вертикально. В ОНЗ кількість таких перепадів більш ніж у інших частинах зображення, що приводить до появи області прямокутної форми, в якій спостерігаються різкі флуктуації інтенсивностей пікселей.

Бінаризація (мал.1) здійснюється пороговим методом, при якому запропоновано оцінювати дисперсію $D(x,y)$ сигналу в деякій області щодо поточного пікселя зображення $I(x,y)$. Оцінка дисперсії $D(x,y)$ порівнюється з деяким порогом P :

$$I_{\text{внк}}(x,y) = \begin{cases} 1, D(x,y) \geq P \\ 0, D(x,y) < P \end{cases}, \text{ де: } I_{\text{внк}}(x,y) \text{ —}$$

інтенсивність пікселя у бінаризованому зображенні.



Мал.1. Бінаризоване зображення

— Фільтрація. Задачею фільтрації є знищення як можна більшого числа об'єктів на бінаризованому

зображенні, які не входять до ОНЗ.

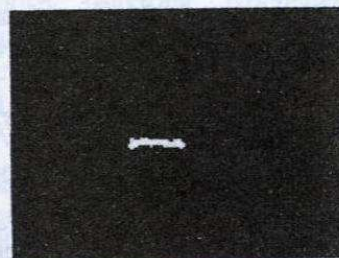
Процедура фільтрації складається з двох частин:

а) стандартна медіанна фільтрація у вікні 3×3 пікселя:

$$B = \begin{cases} 1, \sum_{i=1}^N I_i > 4 \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}$$

де I_i , B — значення поточного пікселя бінаризованого зображення до та після медіанної обробки.

б) простежування злитних груп, визначення їх параметрів і аналіз на відповідність щодо віднесення до ОНЗ (мал. 2).



Мал.2. Зображення після фільтрації

Для кожної простеженої злитної групи визначаються висота, ширина, площа і відношення висоти до ширини. Об'єкти, які не задовольняють критеріям ОНЗ знищуються.

— Виділення номерного знака. Для виділення ОНЗ використовується метод кореляційно-екстремального аналізу [2]. Суть методу полягає в плоскопаралельному зсуві маски M по зображенню B з метою розрахунку кореляційної функції:

$$K(x,y) = \sum_{i=1}^{L_x} \sum_{j=1}^{L_y} B(x+i, y+j) \cdot M_{ij}$$

де (x,y) — координати поточного пікселя зображення; L_x — розмір маски по горизонталі; L_y — розмір маски по вертикалі; (i,j) — координати пікселя у середині маски.

Взаємне положення маски та ОНЗ, при якому значення кореляційної функції максимально, відповідає реальному положенню ОНЗ.

— Визначення типу зображення: умовно вважаємо позитивом світлі символи на темному фоні. Дана процедура передбачає гистограмний аналіз зображення:

— Поліпшення якості та бінаризація області номерного знака в вихідному просторі. На цьому



Мал.3. Зображення ОНЗ

етапі виконуєть смугова фільтрація, контрастування та порогова бінарізація. Типове зображення ОНЗ після смугою фільтрації представлено на мал.3.

— *Сегментація.* Для сегментації зображення ОНЗ на окремі символи застосовувався раніш згаданий метод простежування злитних груп.

— *Трансформація сегментів.* Здійснюється трансформація виділених сегментів до єдиних розмірів, що забезпечує вимоги інваріантності системи до масштабу.

МОДУЛЬ КЛАСИФІКАЦІЇ

Найбільш перспективним методом класифікації зображень символів представляється використання нейронної мережі, перевагою якої є можливість класифікації символів по неповному їхньому зображенню. Подібно тому як людина по обривках інформації про той чи інший об'єкт може, використовуючи асоціації, відновити повну картину, так і НМ може по частці вхідного образу відновити весь образ. Прикладом такої мережі є НМ Хопфилда, що реалізує так названу асоціативну пам'ять.

Дослідження нейронного класифікатора на основі мережі Хопфилда виявило три істотних недоліки, що роблять неможливим його використання для вирішення поставленої задачі:

— НМ дуже чутлива до перекручувань і зсувів зображень символів у полі зору.

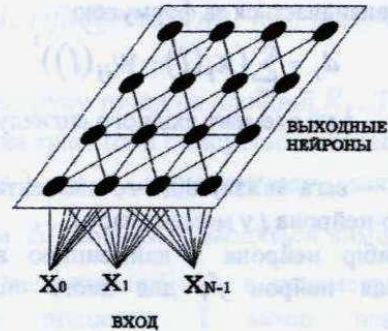
— Рекурентність НМ Хопфилда приводить до того, що на "згадування" символу, який сильно відрізняється від еталонного, потрібно занадто багато часу.

— Якщо пропонується на вході НМ символ сильно відрізняється від еталонного, на виході може з'явитися так названий "фантом" - символ не є жодним з еталонів. Як правило, це може бути інвертоване зображення еталона або сукупність декількох еталонів накладених один на одного.

У ході експериментування з різними моделями НМ було вирішено використовувати НМ Кохонена [3] відому також за назвою карти Кохонена, що самоорганізуються (Kohonen's Self Organizing Map, SOM). Модель SOM була запропонована Кохоненом у 1984 році і до дійсного часу існує безліч її модифікацій з багатою математичною теорією навколо них. Суть моделі полягає в наступному.

У мозку нейрони розташовуються у визначеному порядку так, що деякі зовнішні фізичні впливи викликають відповідну реакцію нейронів з визначеної області мозку. Наприклад, у тій частині мозку, що відповідає за сприйняття звукових сигналів, нейрони групуються відповідно до частот вхідного сигналу, на яких вони резонують. Хоча

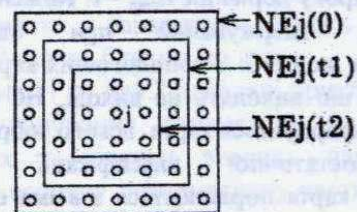
структура мозку в значній мірі визначається генетично, окремі структури мозку формуються в процесі самоорганізації. Алгоритм Кохонена до деякої міри нагадує процеси, що відбуваються в мозку.



Мал. 4. Мережа Кохонена

Алгоритм Кохонена дає можливість будувати НМ для поділу векторів вхідних сигналів на підгрупи. Мережа складається з M нейронів, що утворюють прямокутні ґрати на площині мал.4. Елементи вхідних сигналів подаються на входи всіх нейронів сітки. У процесі роботи алгоритму набудовуються синаптичні ваги нейронів.

Вхідні сигнали - вектора дійсних чисел - послідовно пред'являються НМ. Бажані вихідні сигнали не визначаються. Після того, як було пред'явлено достатнє число вхідних векторів, синаптичні ваги визначають кластери. Крім того,



Мал. 5. Зони топологічного сусідства на карті ознак в різні моменти часу

ваги організуються так, що топологічно близькі вузли чуттєві до схожих зовнішніх впливів (вхідним сигналам).

Для реалізації алгоритму необхідно визначити міру сусідства нейронів (міру близькості). На мал.5 показані зони топологічного сусідства нейронів на карті ознак у різні моменти часу. $NE_j(t)$ - безліч нейронів, що вважаються сусідами нейрона j у момент часу t . Зони сусідства зменшуються з часом.

Алгоритм Кохонена формування карт ознак передбачає наступні дії:

1) Ініціалізація мережі. Ваговим коефіцієнтам мережі привласнюються малі випадкові значення. Загальне число синаптичних ваг - $M \cdot N$ мал.4.

Початкова зона сусідства показана на мал.5.

2) Пред'явлення мережі нового вхідного сигналу.

3) Обчислення відстані до всіх нейронів мережі.

Відстані d_j від вхідного сигналу до кожного нейрона j визначається за формулою:

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2$$

де x_i — i -ий елемент вхідного сигналу в момент часу t ,

$w_{ij}(t)$ — вага зв'язку від i -го елемента вхідного сигналу до нейрона j у момент часу t .

4) Вибір нейрона з найменшою відстанню. Вибирається нейрон j^* , для якого відстань d_{j^*} найменше.

5) Настроювання ваг нейрона j^* і його сусідів.

Виробляється підстроювання ваг для нейрона j^* і всіх нейронів з його зони сусідства NE. Нові значення ваг:

$$w_{j^*}(t+1) = w_{j^*}(t) + r(t)(x_i(t) - w_{j^*}(t))$$

де $r(t)$ — крок навчання, що зменшується з часом (позитивне число, менше одиниці).

6) Повернення до п.2.

Слід зазначити, що в загальному випадку розмірність SOM може бути довільної.

У ході лабораторних досліджень також було запропоновано використовувати двовимірне стробування вихідного зображення символу. Вікно при стробуванні являє собою квадрат розміром L_{cmp} , а величина кроку дорівнює $L_{cmp} - 1$. Кожен фрагмент зображення, одержуваний при стробуванні, подається на вхід НС. З топологічних карт окремих фрагментів, що виходять на виході, НС вихідного зображення формується карта всього зображення

Для остаточної класифікації отримана топологічна карта порівнюється з всіма еталонами, що зберігаються у пам'яті. Як рішення вибирається найбільш близький до карти еталон. Критерієм близькості є сума квадратів відхилень крапок реальної карти від еталонної.

ВИСНОВКИ

На мал. 6а,б представлені результати лабораторних досліджень нейронного класифікатора. Вихідним матеріалом служили 330 бінаризованих зображень символів отриманих з реальних фотографій автомобільних номерів. Класифікатору послідовно пред'являлися всі зображення символів і фіксувалося число успішних розпізнавань N . У ході моделювання мінялися розміри вікна стробування L_{cmp} і розміри топологічної карти a . Досліджувалися двовимірний і тривимірний варіант SOM. Оптимальними значеннями параметрів нейронного

класифікатора було вирішено вважати наступну комбінацію:

число використовуваних вимірів — 2;

розмір вікна стробування L_{cmp} — 3;

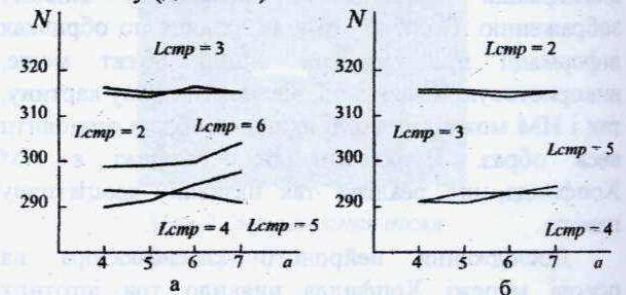
розмір карти a — 4.

Дана комбінація параметрів дозволила досягти імовірність успішного розпізнавання символу в 96% при мінімальній кількості обчислень.

Моделювання нейронного класифікатора без використання стробування тобто коли на вхід НМ подавалося все зображення символу цілком, виявило два істотних недоліки:

— імовірність успішного розпізнавання не перевищувала 66%;

— процес навчання такий НМ займав дуже багато часу (до 20 хв).



Мал. 6. Розподілення імовірності успішного розпізнавання символів при різних параметрах НМ: а — двовимірний SOM; б — тривимірний SOM

З іншого боку, застосування стробування зображення дозволило створити класифікатор на навчання якого потрібно усього кілька десятків секунд.

Таким чином, описана математична модель, дозволяє реально реалізувати АС для розпізнавання автомобільних номерів. Імовірність успішного розпізнавання одного символу складає 96%. Алгоритм роботи АС дозволяє виділяти номерний знак автомобіля незалежно від положення автомобіля в поле зору камери. Структура програмного забезпечення АС дозволяє легко змінювати різні види обробки, що є безсумнівним плюсом з погляду настроювання системи і її удосконалень у ході експлуатації.

ЛІТЕРАТУРА

1. ДСТУ 3650-97. Знаки номерні транспортних засобів.
2. Антошук С.Г., Крылов В.Н., Максимов М.В. Помехоустойчивая сегментация бинаризованных изображений символов // Тр. Одес. политехн. ун-та. — Одесса, 1998. — Вып. 2(6). — С. 111 — 114.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: Мир, 1992.

МЕТОД ГОЛОВНИХ КОМПОНЕНТ У ЗАДАЧАХ АВТЕНТИФІКАЦІЇ

Рифа В.М. Баклан Я.І. Баклан І.В.

Інститут прикладного системного аналізу НАН та МОН України. 03056 Київ 56, вул. Політехнічна 14, ННК ІПСА. Тел. 241 86 59. E-mail: rifa@relos.ntu-kpi.kiev.ua

ABSTRACT

Vasil Rifa, Yaroslav Baklan, Ihor Baklan. Principal component method to the problem authentication. The possibility of application of the principal component method [1] is considered to the problem of authentication of an operator of a complex process control system [2]. The numerical experiments results show the convergence of eigenvalues of covariance matrixes to steady state values on the set of parameters with increasing number of measurements.

ВСТУП

Пропоновані результати досліджень стосуються задачі автентифікації оператора системи керування у випадку, коли дії оператора фіксуються вимірами в замкненій обмеженій підмножині Евклідового простору R_n . Задача автентифікації полягає в підтвердженні даних (пароль, тощо), які оператор повідомляє системі керування про себе для того, щоб мати можливість взаємодії з процесом. Наведений в [1] метод головних компонент застосовується до задач класифікації. Різниця між цими задачами полягає в тому, що коли в задачі класифікації відомі координати простору вимірів, і саме завдяки аналізу цих вимірів проводиться класифікація, то в задачі автентифікації можна відслідкувати лише результати дій оператора; при цьому інформація, хто з операторів керує системою, може бути хибною.

УМОВИ ЕКСПЕРИМЕНТУ

Розглядається випадок, коли результати дій оператора системи керування можна відобразити Таблиця 1.

| | |
|---|---|
| $v_{xi} = \frac{x_{i+1} - x_{i-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, i = 1 \div (n - 1);$ | $v_{yi} = \frac{y_{i+1} - y_{i-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, i = 1 \div (n - 1);$ |
| $a_{xi} = \frac{v_{x(i+1)} - v_{x(i-1)}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, i = 2 \div (n - 2);$ | $a_{yi} = \frac{v_{y(i+1)} - v_{y(i-1)}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, i = 2 \div (n - 2);$ |
| $k_i = \frac{v_{xi} a_{yi} - v_{yi} a_{xi}}{\sqrt{(v_{xi}^2 + v_{yi}^2)^3}}, i = 2 \div (n - 2);$ | $\varphi_i = k_i v_i , i = 2 \div (n - 2);$ |

траєкторією руху точки на площині R_2 . Таким чином кожна точка траєкторії описується масивом векторів $\bar{r}_i(x_i, y_i, t_i)$, де t_i - моменти часу, взяті з деяким інтервалом Δt , в яких проводяться виміри (x_i, y_i) .

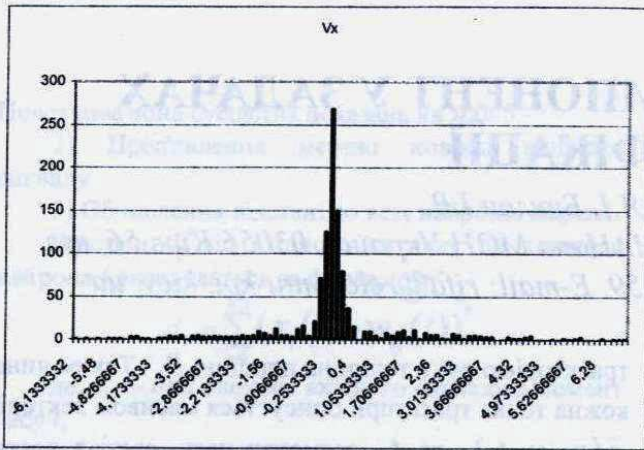
Інтервал дискретизації Δt є параметром системи керування процесом і може непередбачено змінюватись самою системою в межах 20 відсотків від найменшого значення.

В загальному випадку траєкторія \bar{r} - це хаотичний рух точки на ділянці площини $(a_x \leq x_i \leq b_x; a_y \leq y_i \leq b_y), \forall i = 1 \div N$.

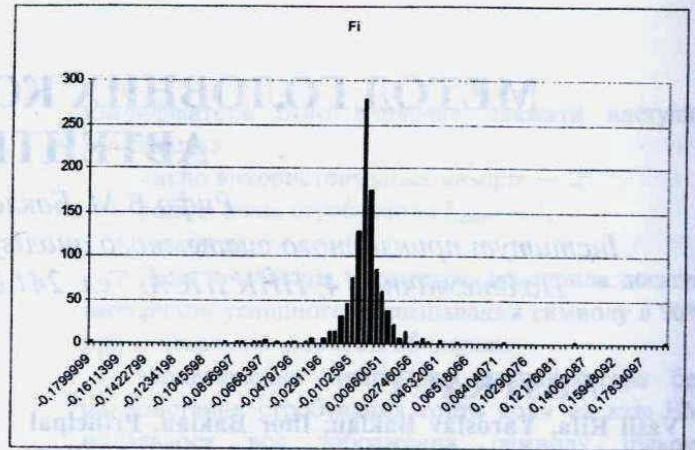
Основа застосування методу головних компонент до задачі автентифікації полягає в тому, щоб на вимірах \bar{r}_i побудувати таку множину F параметрів траєкторії, які б відображували особливості поведінки оператора системи керування. Головною вимогою до параметрів є те, що кожен з них повинен мати гаусівський розподіл. Вибрані параметри наведені в таблиці 1.

Проведені дослідження довели, що гістограми усіх вибраних параметрів мають гаусівський розподіл або дуже близькі до нього.

На мал.1 та мал.2 наведені приклади гістограм розподілів вибраних параметрів. Як бачимо, на гістограмах є ділянки значень параметрів, які складають основну інформативну частину, та досить широкі ділянки "шумових" значень параметрів, частота появи яких досить низька. При проведенні експериментів обчислення проводились без відсіювання викидів, на всій множині одержаних значень параметрів.



Мал. 1. Гістограма параметра v_x .



Мал. 2. Гістограма параметра φ .

Значення параметрів в момент t_i складають вектор

$$f_i^* = \{v_{xi}, v_{yi}, a_{xi}, a_{yi}, k_i, \varphi_i\}_i^*, \quad f_i \in F_6.$$

Виконавши умови нормування значень параметрів обчислюємо матрицю коваріацій.

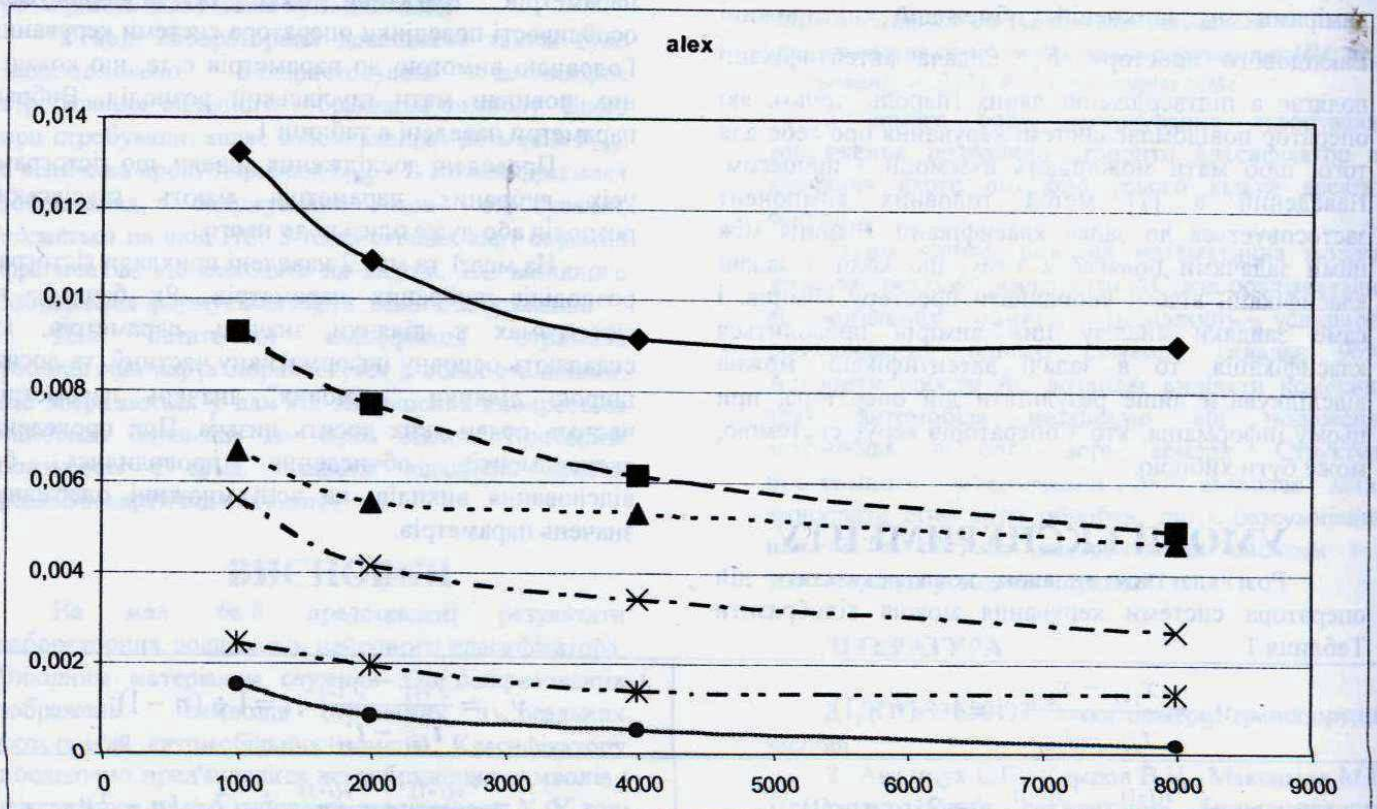
$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})(f_i - \bar{f})^*,$$

де \bar{f} - математичне сподівання розподілу вектора

$f_i \in F$, а $(\bullet)^*$ - знак транспонування вектора.

РЕЗУЛЬТАТИ

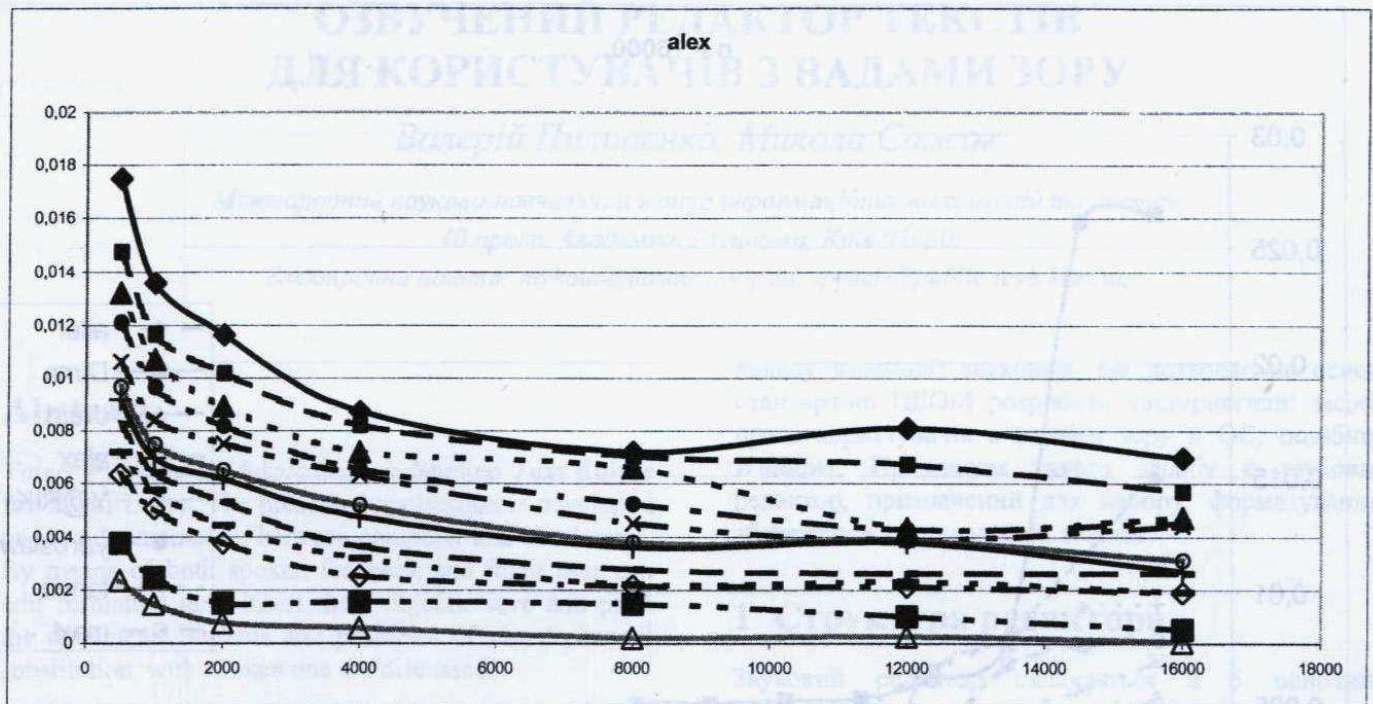
На мал.3 наведені результати чисельних експериментів, за якими можна простежити, що власні числа матриці коваріацій для R_6 збігаються до деяких сталих значень із збільшенням кількості точок вимірів траєкторії, тобто із збільшенням N .



Мал. 3. Збіжність власних значень оператора "alex" в R_6 . По горизонталі кількість точок, що взята для проведення експерименту; по вертикалі значення власних чисел матриці коваріацій.

Експерименти також були проведені для дванадцяти параметрів. На рис. 4 наведені приклади збіжності власних чисел матриці коваріацій в R_{12} .

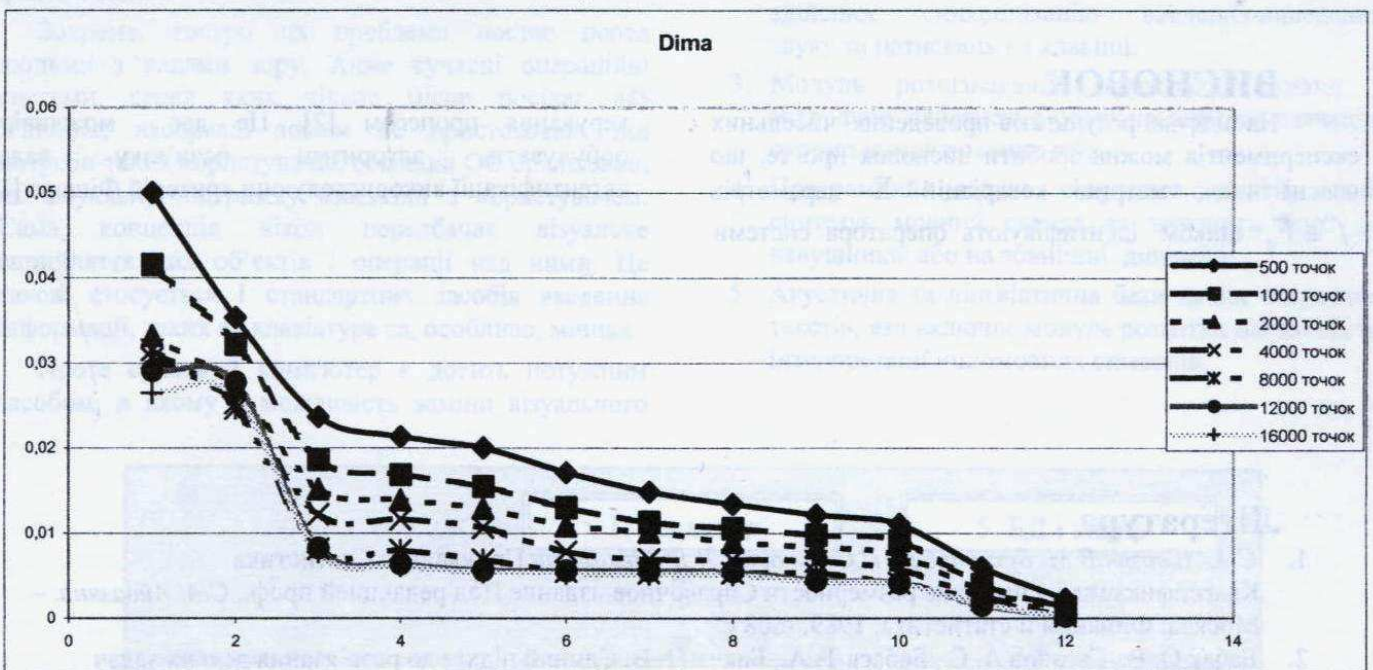
Як видно з графіків, матриці можуть мати декілька кратних власних чисел.



Мал. 4. Збіжність власних значень для оператора "alex" в R_{12} . По горизонталі кількість точок вимірів траєкторії. По вертикалі значення власних чисел матриці коваріацій Σ .

На мал. 5 проілюстрована збіжність власних чисел матриці коваріацій для R_{12} і для значень N від 500 до 16000. Власні числа впорядковані від найбільшого за №1 до найменшого №12 і сполучені

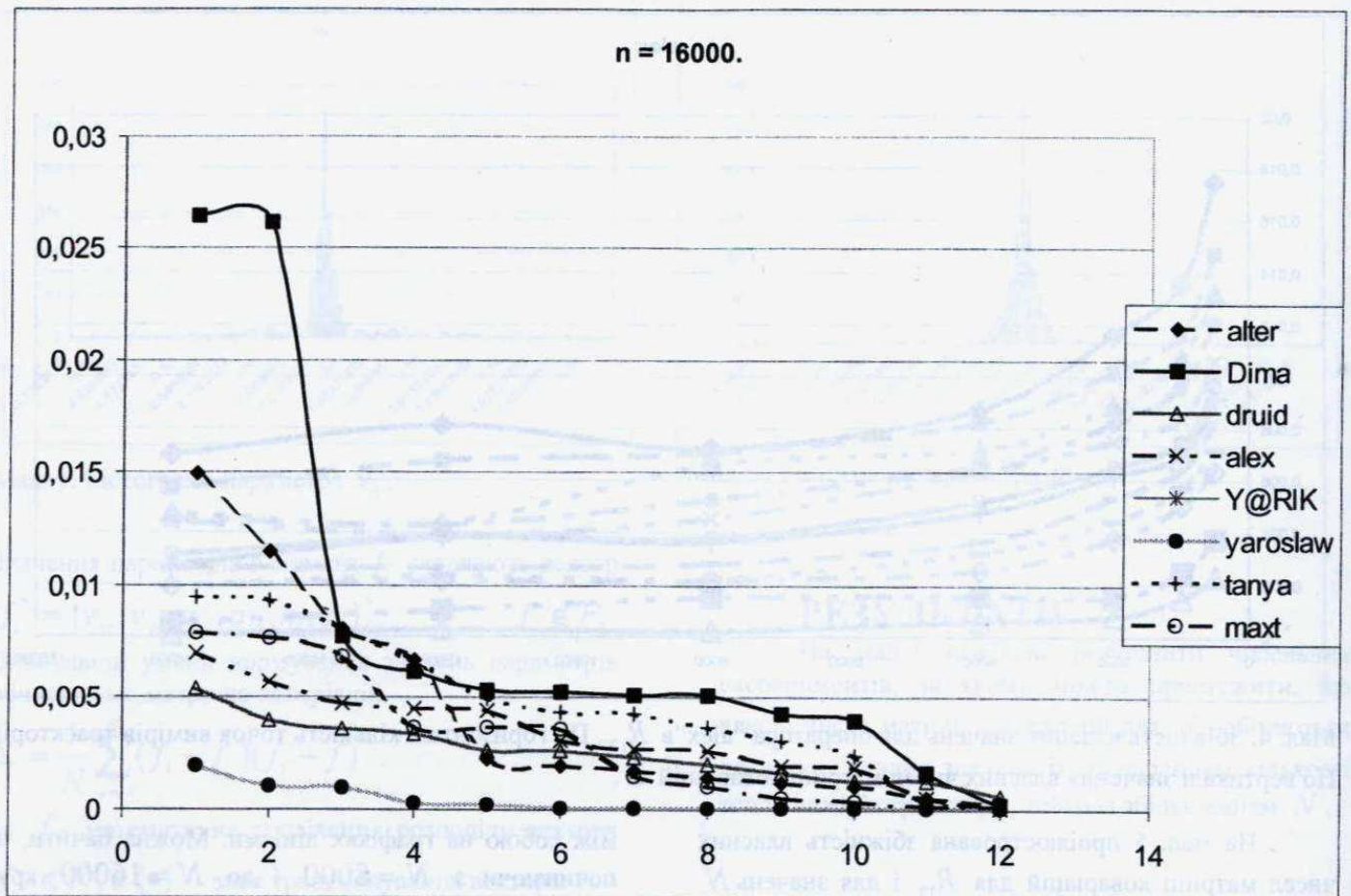
між собою на графіках лініями. Можна бачити, що починаючи з $N = 8000$ і до $N = 16000$ криві майже співпадають.



Мал. 5. Збіжність власних значень матриці коваріацій оператора "Dima". По горизонталі номер власного числа. По вертикалі значення власних чисел матриці Σ .

На мал.6 подані криві, які відповідають власним числам матриць коваріацій $f \in R_{12}$ і $N = 16000$, для різних операторів, що дає

можливість будувати критерії і алгоритми автентифікації оператора системи керування на основі цих кривих.



Мал. 6. Відмінність між власними числами різних операторів.

ВИСНОВОК

На підставі результатів проведених чисельних експериментів можна зробити висновок про те, що власні числа матриці коваріацій Σ параметрів $f \in F_n$ цілком ідентифікують оператора системи

керування процесом [2]. Це дає можливість побудувати алгоритми розв'язку задачі автентифікації використовуючи критерій Фішера [1].

Література

1. С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин Прикладная Статистика Классификация и снижение размерности Справочное издание Под редакцией проф. С.А. Айвазяна. – Москва: Финансы и статистика, 1989. – 608 с.
2. Бабак О. В., Гасанов А. С., Бабаев Т. А., Баклан І. В. Єдиний підхід до розв'язання деяких задач дискримінантного та кластерного аналізу // Праці П'ятої Всеукраїнської міжнародної конференції УкрОБРАЗ'2000. – К.: 2000. – С. 67-70.

ОЗВУЧЕНИЙ РЕДАКТОР ТЕКСТІВ ДЛЯ КОРИСТУВАЧІВ З ВАДАМИ ЗОРУ

Валерій Пулипенко, Микола Сажок

Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем

40 просп. Академіка Глушкова, Київ 03680

Електронна пошта: mykola@uasoiro.org.ua, speech@public.icyb.kiev.ua

Abstract

Valery Pylypenko, Mykola Sazhok. Spoken Text Editor for Blind Users. The presented application is developed to provide interaction between computer and blind users. By means of both spoken feedback and input user can edit formatted text, insert there objects, save and print the document. Benefits and problems of visual channel substitution with spoken one are discussed.

Вступ

Персональні ЕОМ все ширше входять у життя людей, допомагаючи їм у праці та побуті, збагачуючи знаннями та досвідом. Проте існує чимала категорія людей, яким елементарне користування комп'ютером не доступне через різні фізичні вади.

Зокрема, гостро ця проблема постає перед людьми з вадами зору. Адже сучасні операційні системи, серед яких чільне місце посідає *MS Windows*, насправді зовсім не пристосовані під потреби таких користувачів, оскільки ОС орієнтовані на візуальну підтримку взаємодії з користувачем. Сама концепція вікон передбачає візуальне сприйняття цих об'єктів і операції над ними. Це також стосується і стандартних засобів введення інформації, таких як клавіатура та, особливо, мишка.

Проте сучасний комп'ютер є досить потужним засобом, в якому є можливість заміни візуального

каналу взаємодії звуковим. Це дозволяє на основі стандартної ПЕОМ розробити альтернативні засоби праці користувачів з вадами зору в ОС, подібних *Windows*. Прикладом такого засобу є звуковий редактор, призначений для набору, форматування, збереження та друкування текстів.

1 Структура редактора

Звуковий редактор складається з 5 основних програмних модулів, які взаємодіють з комп'ютерними засобами введення-виведення, такими як мікрофон, звукові динаміки та клавіатура (Рис. 1).

1. Текстовий редактор забезпечує редагування, форматування, пошук, збереження, відкриття та друк документів.
2. Координатор звукових подій та клавіатури здійснює синхронізацію введення-виведення звуку та натискань на клавіші.
3. Модуль розпізнавання голосових команд з мікрофону забезпечує розпізнавання та навчання окремо вимовлюваних слів.
4. Програмний модуль озвучення текстів, який синтезує мовний сигнал та виводить його до навушників або на зовнішні динаміки.
5. Акустична та лінгвістична бази даних озвучення текстів, яка включає модуль розмітки наголосів та інтерпретації іншомовних символів.

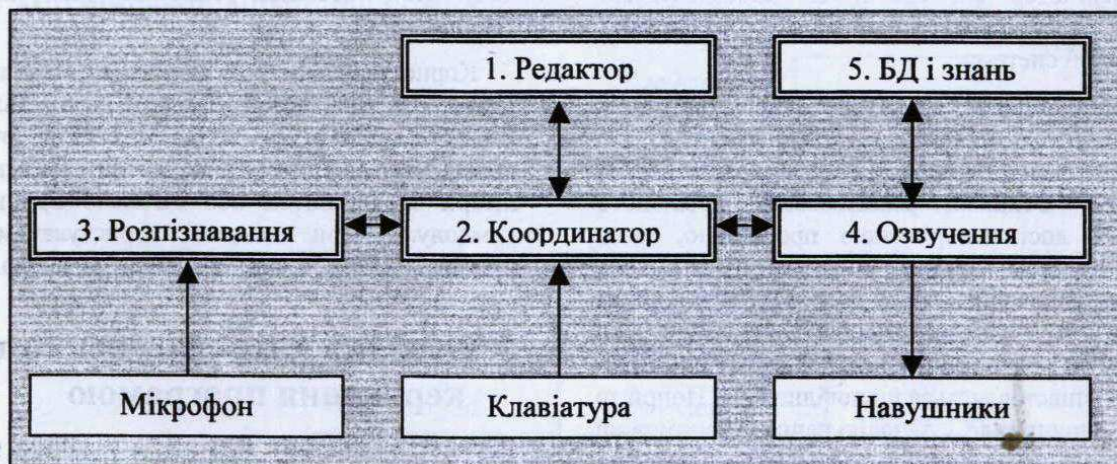


Рис. 1 Структура звукового редактора.

2 Засоби синтезу і розпізнавання усної мови

Синтезована усна мова виконує роль заміника візуального каналу взаємодії з користувачем. Усі дії користувача мають звуковий зворотній зв'язок, як то: вимовляння окремих літер та слів при натисканні клавіш, озвучення пунктів меню, діалогових вікон та елементів у ньому.

Користувач також повинен мати уяву про поточний стан системи: який файл він редагує, де

довільні тексти при обмеженості словника модуля розпізнавання.

Для синтезу використовується синтезатор російської мови, створений на основі синтезатора розміченого тексту, розробленого в МДУ. Цей синтезатор був доповнений модулем транскрибування української та англійської мов, оскільки тексти, якими оперують користувачі здебільшого багатомовні.

Широко використовуються короткі звуки для позначення дій користувача під час редагування. Це і

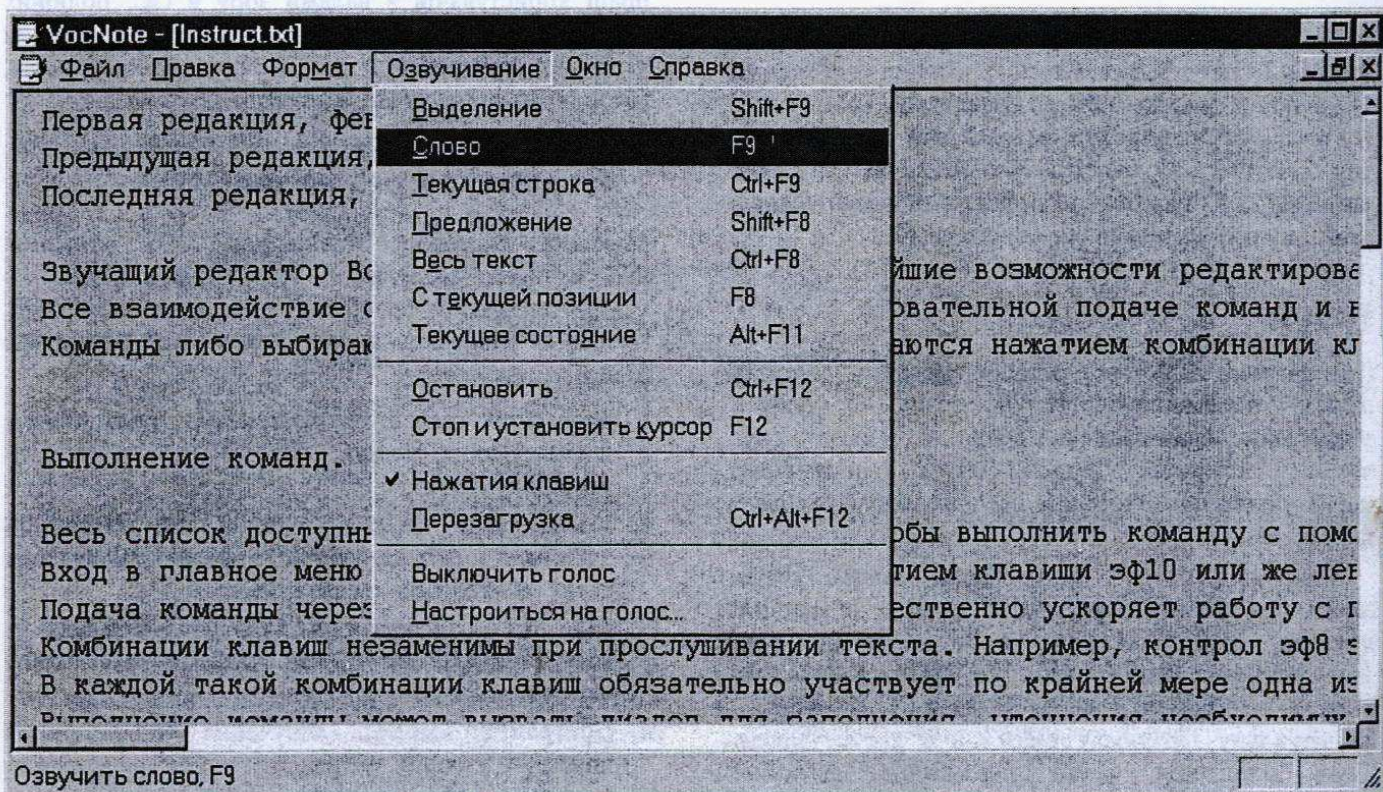


Рис. 2. Зовнішній вигляд голосового редактора користувачів з вадами зору "VocNote".

розташовується точка введення тексту та які дії очікує комп'ютер від нього. Це забезпечується введенням додаткових команд, які оголошують поточний стан системи.

Ці та інші команди користувач може активізувати як за допомогою клавіатури, так і голосом, що забезпечується використанням модуля розпізнавання усної мови. Оскільки розпізнавання довільного мовлення є досі невирішеною проблемою, то в редакторі використовується система розпізнавання окремо вимовлених слів з фіксованого словника [1]. Тому було запропоновано використовувати побуквенне надиктовування текстів, де кожній літері та символу співставляється відповідне ім'я. Попри те що це спричинило заповільнення усномовної взаємодії з користувачем в свою чергу підвищило надійність розпізнавання та дозволило вводити

зміна мови введення тексту, початок-кінець документу, особливі символи такі як "Insert", "Home", "End", "Delete" тощо.

Користувач має можливість прослухати окреме слово, речення, абзац або весь текст цілком. При переміщенні курсору відтворюється поточна буква, при цьому для синтезу використовується повна назва літери за алфавітом або загально прийнята назва символу. При введенні користувачем символу пробілу озвучується останнє введене слово.

3 Особливості редагування та керування програмою

Користувач з вадами зору має можливість працювати зі стандартними командами редагування, такими як набір тексту, пошук тексту, заміна, збереження

тексту на твердому дискуві, друк (Рис. 2). Також є можливість вибору різних шрифтів для редагування, в тому числі математичних. Передбачені додаткові команди для з'ясування характеристик виділених символів, як то колір, назва, висота, нахил шрифту, мову.

Дуже важливу роль виконують команди роботи з текстовими блоками. Стандартний спосіб виділення за допомогою натисненої клавіші Shift, а тим більше за допомогою мишки не підходить для користувачів з вадами зору. У редакторі реалізований додатковий набір команд для виділення і оперування блоками тексту, який виконується за допомогою натискання клавіш, вибором пунктів меню або голосом. Користувачі виявили бажання використати накопичувальний буфер обміну (кишеню), в якому вони можуть умістити декілька порцій тексту.

Операції редагування, що можуть привести до сильних змін тексту, заблоковані або запитують підтвердження на виконання. Наприклад, заблокована заміна виділеного блоку одним символом, що дозволяється у стандартних редакторах.

Всі операції з текстом: взяття в кишеню, вставка з кишені, видалення і т.п. супроводжуються короткими звуками або докладними коментарями (за бажанням користувача).

Озвучення взаємодії з користувачем також відбувається і при роботі зі вставними об'єктами, такими як редактор математичних формул.

Режими озвучення за бажанням користувача перемикаються від максимального, коли відтворюються всі символи і повідомлення редактора, до мінімального, коли всі додаткові повідомлення не озвучуються. Максимальний режим озвучення корисний для навчання редагуванню, а мінімальний необхідний для досвідчених користувачів.

4 Настроювання на голос користувача

Дуже гостро постає проблема навчання на диктора, оскільки система розпізнавання, використана в редакторі, є дикторозалежною.

У звуковому редакторі застосовується навчання на голос користувача за допомогою звукової підказки (Рис. 3). Користувач викликає режим навчання і програма підказує наступне слово для навчання. Після промовляння слова, система аналізує сигнал і в випадку занадто гучного, або слабкого, сигналу запрошує промовити це слово ще раз.

Але система не має можливості скасувати промову, якщо користувач промовляє зовсім інше слово ніж підказує система. Рекомендується протестувати навчання на словник, для виявлення невдалого промовляння тих чи інших слів та скоригувати навчання.

Результати настроювання автоматично зберігаються в окремому файлі та викликаються, у випадку активації голосового керування, звуковим редактором. Можливе настроювання як на одного користувача так і на декількох.

5 Взаємодія з середовищем Windows

Звуковий редактор реалізований у середовищі Windows та використовує стандартні засоби даної системи. Для введення та виведення звуку використовується стандартна звукова карта типу SoundBlaster. Все це дає можливість встановлювати звуковий редактор на довільний комп'ютер, який обладнаний звуковою картою, та працює в середовищі Windows.

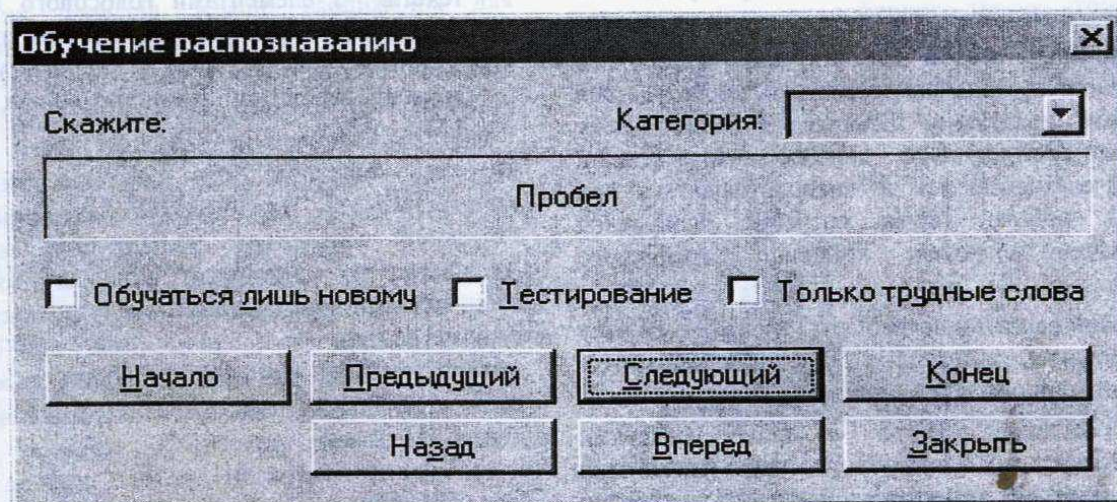


Рис. 3. Діалогове вікно для настроювання на голос користувача.

Розпізнавання та синтез мови виконуються в реальному масштабі часу та не потребують від користувача занадто довгого очікування тієї чи іншої події. Попри очевидні переваги при введенні та виведенні даних, звуковий канал не може повністю замінити візуальний за швидкістю та зручністю роботи користувача.

Віконна операційна система використовує багато візуальних засобів для підвищення працездатності та зручності користування комп'ютером. Багато з цих засобів не можливо адекватно передати в звуковому вигляді. В даному редакторі переслідується прагматична ціль - надати можливість користувачеві з вадами зору працювати з текстами.

Для повноцінної роботи користувачеві з вадами зору доводиться дуже довго опанувати концепції ОС *Windows*, прийняті для роботи з діалоговими вікнами. Тому в даному редакторі максимально збережений стиль діалогових вікон *Windows* для того, щоб користувачі поступово засвоювали цей стиль, оскільки в майбутньому вони неминуче користуватимуться ОС *Windows* і такими складними редакторами як *Word*, *Excel*.

Наприклад для відкриття файлу, його збереження використовуються стандартні діалогові вікна, в яких були прибрані всі зайві в певному розумінні елементи. Це дозволило трохи спростити процес задавання потрібних користувачеві опцій, таким чином поступово його вводячи у світ сучасних операційних систем.

6 Досвід користування

Даний редактор використовується членами асоціації "Вікно у світ" [2] у їх повсякденній роботі при написанні листів, статей, звітів тощо.

Користувачі мають можливість порівняти звуковий редактор з іншими засобами допомоги. Брайлевський дисплей дозволяє адекватно передавати графічні об'єкти, але має значну собівартість та малу швидкодію. Також потребує значних зусиль по навчанню користувача на брайлевській техніці.

Універсальні засоби для озвучення графічного операційного середовища дозволяють користуватися довільними додатками *Windows*. З іншого боку користувач зіштовхується з явищем занадто великої кількості елементів, які не використовуються при звичайній роботі. Також потребує опанування користувачем складних концепцій графічного інтерфейсу.

Звуковий редактор потребує значно меншого часу для освоєння, та дозволяє зробити перший крок в опануванні концепцій середовища *Windows*.

При асоціації "Вікно у світ" відкритий комп'ютерний клас, в якому користувачі навчаються роботі зі звуковим редактором. Для цього розроблені

спеціальні методики навчання, якими користуються вчителі при навчанні учнів.

7 Перспективи розвитку

Подальший розвиток редактора полягає у тому, щоб спростити роботу з таблицями, формулами та іншими сучасними засобами створення текстів. Такі складні об'єкти потребують розроблення додаткових засобів звукового відображення.

Надто гостро постає проблема оброблення малюнків, маніпулювання графічною інформацією, якими рясніють текстові документи.

Також необхідно створювати додаткові можливості, такі як голосове управління електронною поштою, скануванням книг і навіть навігацією в Інтернеті. Інтегрування додаткових засобів може дати можливість виконувати різноманітну корисну роботу, використовуючи єдиний засіб.

Висновки

Реалізовано звуковий редактор текстів для користувачів з вадами зору в середовищі *Windows*. Вказана категорія користувачів комп'ютера має змогу редагувати тексти, зберігати, викликати та друкувати їх.

Візуальний канал взаємодії замінюється звуковим за допомогою синтезу та розпізнавання мови.

Звуковий редактор використовується користувачами з вадами зору у їх повсякденній роботі.

Література

1. Винцюк Т.К. Анализ, распознавание и смысловая интерпретация речевых сигналов. — Киев: Наукова думка, 1987, 264 с.
2. Пилипенко В., Сажок М. Озвучений редактор текстів з елементами голосового керування в середовищі *Windows*. // Праці 1-го міжнародного семінару "Інформаційні технології у соціально-трудоу реабілітації інвалідів" – Київ, 2001, с 121-123.

ВИЯВЛЕННЯ ОСНОВНИХ РИТМІВ РЕГУЛЯРНОЇ СКЛАДОВОЇ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМИ МЕТОДОМ НАЙМЕНШИХ КВАДРАТІВ

О. В. Заболотний[♥], О. І. Яворський[♦]

[♥]Фізико-механічний інститут ім. Г. В. Карпенка НАН України

МСП, вул. Наукова 5, м. Львів, 79601

тел: 8 (0322) 65-43-40, факс: 8 (0322) 64-94-27,

e-mail: ZOV@ipm.lviv.ua

[♦]Академія Управління Персоналом

Пр. Чорновола 57 м. Львів, 79000

тел: 8 (0322) 52 33 83, факс: 8 (0322) 978836

e-mail: Iavor@ipm.lviv.ua

Застосовано модель полі-періодично корельованих випадкових процесів для опису сигналу електрокардіограми. Адаптовано метод найменших квадратів для виявлення основних частот коливань складових її математичного сподівання

1. ВСТУП

Для більшості процесів, що протікають в біологічних системах, притаманна майже періодична повторюваність і стохастичність. Це обумовлено тим, що фізіологічний стан біологічного об'єкта дуже тісно пов'язаний зі станом оточуючого середовища, в якому він перебуває (сезонна, добова мінливість температури, зміна сонячної активності, річна ритміка явищ в атмосфері та гідросфері, тощо). Тому застосування до аналізу медико-біологічних сигналів стаціонарних методів обробки не є достатньо обгрунтованим, оскільки, як показали дослідження, імовірнісні характеристики біо-процесів залежать від часу, що не передбачається в рамках теорії стаціонарних процесів. Краще наближення для медико-біологічних сигналів дає модель майже періодичних корельованих випадкових процесів (МПКВП) [1]. Відразу зазначимо, що віднісши сигнал до класу МПКВП, ми припускаємо часову інваріантність основних частот коливань складових його імовірнісних характеристик. Для біологічних систем це припущення справедливе лише на невеликому часовому інтервалі. В загальному випадку частоти сильно залежать від фізіологічного стану об'єкта досліджень і є діагностичними параметрами. Водночас, для того, щоб для аналізу сигналу можна було застосувати розроблені методи МПКВП, потрібно з високою точністю задати частотні набори для математичного сподівання і кореляційної функції [2]. Таким чином, при вивченні біологічних процесів, важливим етапом є визначення їхніх періодів корельованості.

2. ОГЛЯД ЧАСТОТНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМИ

Типовим медико-біологічним сигналом з полі-ритмічною структурою є електрокардіограма (ЕКГ) (рис. 1).

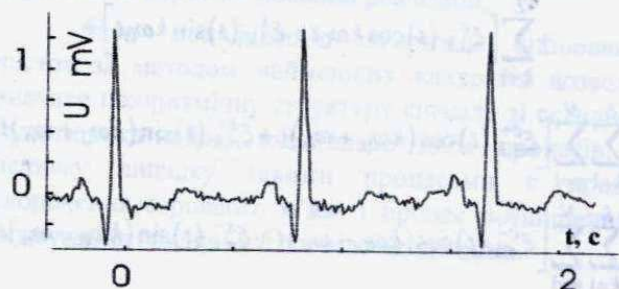


Рис. 1 Електрокардіограма людини

Частота скорочень міокарда залежить від багатьох факторів: нервової активності, фізичного навантаження, атмосферного тиску, тощо. Тому, усереднений спектр ЕКГ на великій довжині реалізації, в стаціонарному наближенні, дуже складний (рис. 2).

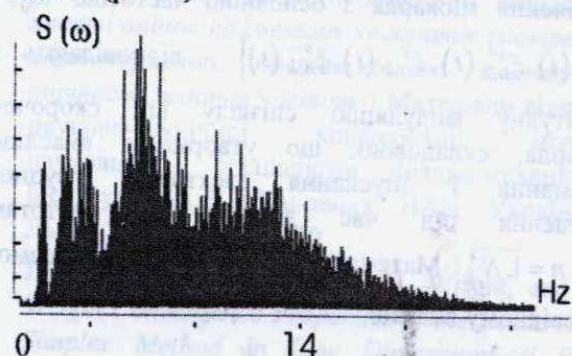


Рис. 2 Усереднений спектр ЕКГ за 100 с.

Прослідкувати зміну частотних характеристик сигналу в часі можна за допомогою частотно-часового представлення (рис. 3).

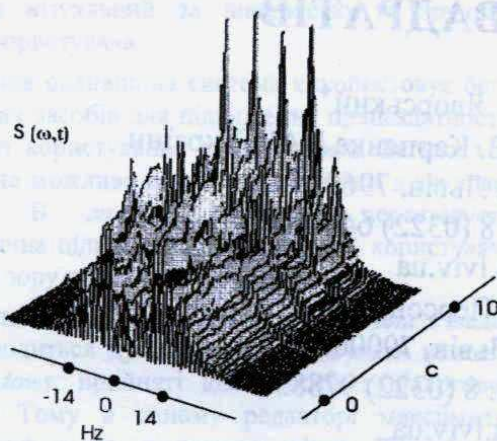


Рис. 1 Частотно-часове представлення ЕКГ людини

3. ПОБУДОВА МПКВП-МОДЕЛІ СИГНАЛУ ЕКГ

На невеликому часовому інтервалі (5-10 основних періодів) сигнал ЕКГ можна наближено представити у вигляді МПКВП

$$\begin{aligned} \xi(t) = & \xi_0(t) + \\ & + \sum_{k=1}^L \left[\xi_{0,k}^c(t) \cos k\omega_0 t + \xi_{0,k}^s(t) \sin k\omega_0 t \right] + \\ & + \sum_{k=1}^L \sum_{n=1}^N \left[\xi_{n,k}^{c+}(t) \cos(k\omega_0 + \omega_n)t + \xi_{n,k}^{s+}(t) \sin(k\omega_0 + \omega_n)t \right] \\ & + \sum_{k=1}^L \sum_{n=1}^N \left[\xi_{n,k}^{c-}(t) \cos(k\omega_0 - \omega_n)t + \xi_{n,k}^{s-}(t) \sin(k\omega_0 - \omega_n)t \right] \end{aligned}$$

де $\{\xi_0(t), \xi_{n,k}^c(t), \xi_{n,k}^s(t), \xi_{n,k}^{c+}(t), \xi_{n,k}^{s+}(t), \xi_{n,k}^{c-}(t), \xi_{n,k}^{s-}(t)\}$ - стаціонарні випадкові процеси.

Причому $\{\xi_0(t), \xi_{n,k}^c(t), \xi_{n,k}^s(t)\}$ - відповідають за скорочення міокарда з основною частотою ω_0 , а $\{\xi_{n,k}^{c+}(t), \xi_{n,k}^{s+}(t), \xi_{n,k}^{c-}(t), \xi_{n,k}^{s-}(t)\}$ - відповідають за амплітудну модуляцію сигналу від скорочень міокарда, складовою, що утворилася внаслідок підняття і опускання електродів грудного відведення під час дихання із частотами $\{\omega_n, n = \overline{1, N}\}$. Математичне сподівання запишемо у відповідному вигляді.

$$m(t) = m_0(t) + \sum_{n=1}^N m_n(t),$$

де

$$m_0(t) = m_0 + \sum_{k=1}^L \left[m_{0,k}^c \cos k\omega_0 t + m_{0,k}^s \sin k\omega_0 t \right]$$

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N m_n(t) = & \sum_{k=1}^L \sum_{n=1}^N \left[m_{n,k}^{c+} \cos(k\omega_0 + \omega_n)t + \right. \\ & \left. + m_{n,k}^{s+} \sin(k\omega_0 + \omega_n)t \right] + \\ & \sum_{k=1}^L \sum_{n=1}^N \left[m_{n,k}^{c-} \cos(k\omega_0 - \omega_n)t + m_{n,k}^{s-} \sin(k\omega_0 - \omega_n)t \right], \end{aligned}$$

де компоненти математичного сподівання

$$m_{\left(\begin{smallmatrix} \ominus \\ \ominus \end{smallmatrix}\right)}^{\left(\begin{smallmatrix} \oplus \\ \oplus \end{smallmatrix}\right)} = E \xi_{\left(\begin{smallmatrix} \oplus \\ \oplus \end{smallmatrix}\right)}^{\left(\begin{smallmatrix} \ominus \\ \ominus \end{smallmatrix}\right)}(t).$$

4. ОЦІНКА ЧАСТОТ МАТЕМАТИЧНОГО СПОДІВАННЯ

Частоти $\{\omega_0, \omega_n, n = \overline{1, N}\}$ шукатимемо з умови мінімуму середнього квадратичного відхилення:

$$F[\{\omega_0, \omega_n\}, \hat{m}_{\left(\begin{smallmatrix} \oplus \\ \oplus \end{smallmatrix}\right)}^{\left(\begin{smallmatrix} \ominus \\ \ominus \end{smallmatrix}\right)}] = \frac{1}{2\theta} \int_{-\theta}^{\theta} [\xi(t) - \hat{m}(t)]^2 dt, \quad (1)$$

де $[-\theta, \theta]$ - відрізок часу на якому задано реалізацію ЕКГ $\xi(t)$, $\hat{m}(t)$ - оцінка математичного сподівання $m(t)$, а компоненти $\hat{m}_{\left(\begin{smallmatrix} \oplus \\ \oplus \end{smallmatrix}\right)}^{\left(\begin{smallmatrix} \ominus \\ \ominus \end{smallmatrix}\right)}$ - оцінки компонент математичного сподівання $m_{\left(\begin{smallmatrix} \oplus \\ \oplus \end{smallmatrix}\right)}^{\left(\begin{smallmatrix} \ominus \\ \ominus \end{smallmatrix}\right)}$.

Згідно отриманих теоретично результатів оцінка частот математичного сподівання, отриманих шляхом мінімізації функціоналу (1), в першому наближенні є незміщена і слухна.

Для мінімізації функціоналу (1) використовувався симплекс метод [3], одним із вхідних параметрів якого є наближене значення шуканої частоти. Грубу оцінку частоти знаходили зі спектральної густини потужності, яку обчислювали використовуючи алгоритм швидкого перетворення Фур'є. Хоч дисперсія оцінки найменших квадратів частот математичного сподівання згасає пропорційно θ^{-3} , реалізації довжиною 5-10 основних періодів виявилось недостатньо для одночасного розділення усіх ритмів. Алгоритм оцінки періодів кореляції було розділено на два етапи. Спочатку було оцінено основну частоту ω_0 скорочень міокарда, і відповідні амплітуди гармонік математичного сподівання $\hat{m}_0(t): \{\hat{m}_{0,k}^{\left(\begin{smallmatrix} \oplus \\ \oplus \end{smallmatrix}\right)}, k = \overline{1, L}\}$ ($K = 40$) (рис. 4). Фактично при цьому мінімізувавши функціонал

$$F_0[\omega_0, \hat{m}_{0(t)}] = \frac{1}{2\theta} \int_{-\theta}^{\theta} [\xi(t) - \hat{m}_0(t)]^2 dt,$$

де $\hat{m}_0(t)$ - оцінка складової $m_0(t)$.

Щоб прискорити процедуру оптимізації функціоналу $F_0[\bullet]$ по частоті ω_0 , було враховано встановлений експериментальним шляхом факт, що основна потужність сигналу знаходиться в частотному інтервалі $[0, 20]$ Hz



Рис. 4 Компоненти математичного сподівання на $\hat{m}_0(t)$

Це дозволило при оцінюванні частоти ω_0 обмежитися $L = 20$ компонент. За початкове значення частоти ω_0 вибирали частоту, для якої спостерігався максимум спектральної густини потужності ЕКГ на частотному інтервалі $[0.9, 1.5]$ Hz

На другому етапі проводилася оцінка частот $\omega_n, n = \overline{1, N}$. Після центрування сигналу $\xi(t)$ на оцінку $\hat{m}_0(t)$

$$\xi_1(t) = \xi(t) - \hat{m}_0(t)$$

в спектрі сигналу $\xi_1(t)$ знаходили глобальний максимум на деякій частоті ω . Знаходимо початкове наближення для ω_1

$$\omega_{10} = \left| \omega_0 - \left\{ \omega, \omega_0 \right\} \right|,$$

де оператор $\left\{ \omega, \omega_0 \right\}$ - рівний остачі від ділення ω на ω_0 і знаходимо уточнене значення ω_1 з умови мінімуму функціоналу

$$F_1(\omega_1, \hat{m}_{1(t)}) = \frac{1}{2\theta} \int_{-\theta}^{\theta} [\xi_1(t) - \hat{m}_1(t)]^2 dt, \quad (2)$$

і компоненти складової математичного сподівання $\hat{m}_1(t)$.

Аналогічно робимо і для усіх решти $\hat{m}_n(t), n = 2, 3, \dots, N$, поки потужність $\xi_N(t)$ не буде меншою за деяке порогове значення δ .

В даному випадку ітераційний процес продовжувався, поки з сигналу ЕКГ не було забрано 70% енергії $N = 4$. Оцінку математичного

сподівання, яку ми отримали при цьому, зображено на рис. 5

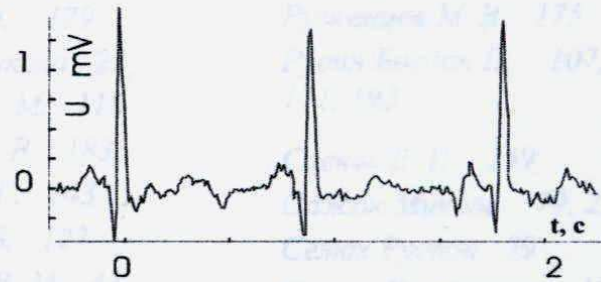


Рис.5 Оцінка математичного сподівання ЕКГ (рис.1)

5. ВИСНОВКИ

Умовне розбиття алгоритму оцінювання частот математичного сподівання сигналу ЕКГ на описані два етапи, дозволило звести процедуру оптимізації функціоналу (1) з $N+1$ нелінійним параметром, до мінімізації $N+1$ функціоналів типу (2) з одним нелінійним параметром. Це дозволило зменшити розмірність задачі, що в свою чергу покращило збіжність алгоритму оптимізації. За рахунок рознесення шуканих параметрів в частотній області на відстань кратну ω_0 в кожній ітерації нам вдалося уникнути ситуації оцінювання близьких частот, що має дуже важливе значення при обробці сигналів на короткій довжині реалізації.

Дана модифікація алгоритму оцінювання частот за методом найменших квадратів дозволяє вивчати поліритмічну структуру сигналу зі складною мультиплікативною взаємодією двох процесів. В нашому випадку такими процесами є процес скорочення серцевого м'яза і процес розширення і звукування грудної клітки під час дихання.

6. ЛІТЕРАТУРА

1. Заболотний О.В., Михайлишин В.Ю., Яворський І.М., *Метод найменших квадратів при статистичному аналізі поліритміки* // Доповіді національної академії наук 2000, №8 – с.93-101.
2. О.В.Заболотний, М.В.Михайлишин *Залежність якості оцінок найменших квадратів імовірнісних характеристик поліритмічного сигналу від точності задання частот* // Матеріали відкритої науково-технічної конференції молодих науковців і спеціалістів Фізико-механічного інституту ім. Г.В.Карпенка НАН України. – Львів, 2002. – С.118-120.
3. J.C. Lagarias, J.A. Reeds, M.H. Wright, and P.E. Wright *Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions* // SIAM Journal of Optimization, Vol. 9 Number 1, pp. 112-147, 1998.

