

чому ці дані можуть бути неповні, нечіткі чи недетерміновані. Тобто, об'єкт, який моделюється у джерелі даних цим кортежем, існує, але частина інформації про нього відсутня, нечітка, неповна, недетермінована тощо.

Наведемо приклади кортежу консолідованих даних для різних типів інформаційних ресурсів.

1. Реляційна база даних – у цьому випадку використовується розширений реляційний кортеж t_{rel} :

$$dc = t_{rel} \cup Unk,$$

$$t_{rel} = \{c_1, \dots, c_n\} \cup \{c_unk_1, \dots, c_unk_m\},$$

де $\{c_1, \dots, c_n\}$ – значення чітких атрибутів, $\{c_unk_1, \dots, c_unk_m\}$ – значення атрибутів з невизначеністю.

2. Сховище даних – поєднує дані з відношень фактів та вимірів. Множину значень вимірів та характеристик фактів подано як кортеж t_{dw} :

$$dc = t_{dw} \cup Unk,$$

$$t_{dw} = \{c_{11}, \dots, c_{1n}\} \cup \dots \cup \{c_{k1}, \dots, c_{kn}\} \cup \{c_{rf_1}, \dots, c_{rf_l}\} \cup \\ \cup \{c_unk_{11}, \dots, c_unk_{1m}\} \cup \dots \cup \{c_unk_{k1}, \dots, c_unk_{ks}\} \cup \\ \cup \{c_unk_{rf_1}, \dots, c_unk_{rf_t}\},$$

де c_{ij} – значення чіткої j -ї характеристики i -го виміру, c_{rf_j} – значення j -ї характеристики відношення фактів, c_unk_{ij} – значення j -го атрибутів з невизначеністю i -го виміру, $c_unk_{rf_j}$ – значення j -ї характеристики з невизначеністю відношення фактів.

3. Напівструктурований текст – описується значення вершин семантичної мережі та ступінь належності цих значень до об'єктів, назви яких описані у словнику синонімів t_{text} :

$$dc = t_{text} \cup Unk,$$

$$t_{text} = \{c_1, \dots, c_n\} \cup \{c_unk_1, \dots, c_unk_m\}.$$

Значення атрибутів кортежу консолідованих даних поділимо на групи.

1. Чіткі (відомі) – значення первинного ключа, зовнішніх ключів (можуть бути відсутні). Позначимо їх через C .

2. Відсутні – фізично відсутня інформація. Позначимо їх через \perp .

3. Невизначені – для підмножин атрибутів введена множина атрибутів Unk , які вказують ступінь істинності значень цих атрибутів. За замовчуванням значенню атрибута Unk присвоюємо значення, яке означає найвищий ступінь істинності. Крайніми випадками введення невизначеності є:

– додавання атрибутів типу Unk до усіх атрибутів, крім чітких;

– додавання атрибута Unk до усіх значень кортежу.

Зауважимо, що, у випадку стовідсоткової довіри до кожного значення кортежу, ми отримуємо традиційний реляційний кортеж та застосовуємо традиційні операції над ним.

Кортеж консолідованих даних dc – це множина значень характеристик об'єкта сутності, описана як

$$dc = \langle C, C_unk, Unk, \{dic\}, \{cg\} \rangle,$$

де C – підмножина значень атрибутів із чіткими значеннями, $C = t_{rel} \cup t_{dw} \cup t_{text}$, C_unk – підмножина значень атрибутів із нечіткими та недетермінованими значеннями, Unk – підмножина значень атрибутів із ступенями істинності значень атрибутів C_unk і $meta(C_unk, Unk)=1$, $\{dic\}$ – множина значень словника даних, $\{cg\}$ – множина значень метаданих.

Сховище даних з невизначеністю cg' – множина відношень зі схемою Cg' та множиною кортежів консолідованих даних dc .

РОЗРОБЛЕННЯ ОПЕРАЦІЙ НАД КОНСОЛІДОВАНИМИ ДАНИМИ МОДЕЛІ СХОВИЩА

Оскільки сховище консолідованих даних є розширенням сховища даних, побудованого на основі реляційної моделі, то далі удосконалюємо операції для роботи з ним.

Для опрацювання та аналізу невизначеностей за допомогою запиту в реляційних операторах слід здійснювати селекцію кортежів за значеннями множини атрибутів Unk . У сховищі даних аналогічною до неї є *операція зрізу*. Нехай r та s – відношення зі схемою R , r' та s' – відношення зі схемою $R \cup Unk \cup Dic \cup Cg$. Тоді $r \cap s$, $r \cup s$ і $r - s$ є відношеннями зі схемою R , а $r' \cap s'$, $r' \cup s'$ і $r' - s'$ – відношеннями зі схемою $R \cup Unk \cup Dic \cup Cg$.

Враховуючи ймовірність атак (невизначеність типу «багатозначність»), вибираємо ті джерела даних, рівень довіри до яких вищий за аналогічні:

$$r' = r \cup \sigma_{\max(P(\pi(Cg)))}(Dic) \cup Cg.$$

Доповнення до відношення r' працюватиме коректно у разі присвоєння всім значенням атрибута Unk найнижчого ступеня довіри (апріорі вважається, яка ця інформація, що заноситься у відношення є правдивою та повною, а про решту інформації нам нічого невідомо). Обрання такого методу подання ступеня істинності за замовчуванням здійснено, виходячи з принципу замкненості.

Оператор зрізу передбачає аналіз нечіткого значення за множиною значень атрибутів Unk .

$$slice : \sigma_{\text{cons}}^{(Unk \Theta Unk) \cup (C_unk \Theta c_unk)} \cup \sigma_C(Dic) \cup \sigma_C(Cg) (cg') = .$$

$$= \left\{ t \in dc \mid t(Unk) \Theta Unk, t(C_unk) \Theta c_unk, meta_{Unk, C_unk} = 1, \right. \\ \left. \sigma_C(Dic) \text{ Is Not NULL}, \sigma_C(Cg) \text{ Is Not NULL}, unk = P(cg') \right\},$$

где Θ – множина символів (знаків) бінарних відношень над парами значень доменів. Вважається, що до кожного

атрибути C_unk застосовуються операції порівняння. Як правило, будуть вживатися лише такі знаки порівняння над одним доменом: $=, \neq, <, \leq, \geq, >$.

Твердження: Удосконалений оператор зрізу, як і оператор вибірки, зберігає властивості комутативності та дистрибутивності відносно булевих операцій.

Доведення

Нехай $r'(R')$ – відношення, $R' \leftarrow R \cup Unk \cup Dic \cup Cg$, A і B – атрибути в R' , і нехай $a \in dom(A)$, $b \in dom(B)$. Тоді має місце рівність: $\sigma_{A=a}^{cons}(\sigma_{B=b}(r')) = \sigma_{cons B=b}(\sigma_{A=a}(r'))$.

Удосконалений оператор зрізу дистрибутивний відносно бінарних булевих операцій:

$$\sigma_{A=a}^{cons}(r' \gamma s') = \sigma_{A=a}^{cons}(r') \gamma \sigma_{A=a}(s'),$$

де $\gamma = \cap, \cup$ або $-$, а r' і s' – відношення над однією і тією ж схемою.

Аналогом операції згортання у сховищі даних, побудованому на основі реляційної моделі, є *операція проєкції*. Здійснюючи проєкцію відношення з кортежами консолідованих даних, слід відслідковувати зв'язок підмножини атрибутів Unk із підмножиною атрибутів C_unk , а також перевіряти, чи для назви атрибути C_unk є синонімом у словнику синонімів Dic . Тому удосконалений оператор згортання подано так:

$$\text{drill-down} : \pi_X^{cons}(cg') = \Pi \left(\begin{array}{l} \neg \text{ISNULL}(\sigma_{Cg=R \cup C_unk=X}(c_unk)); \pi_X \cup \pi_{Unk}(\sigma_{Cg=meta(C_unk, Unk)=1}(c_unk))(dc); \\ \Pi(\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic); \pi_{\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic)}(r); \pi_X(dc) \end{array} \right),$$

де Π (умова; дія 1; дія 2) – оператор умови. У разі виконання умови виконується дія 1, інакше дія 2; $\text{ISNULL}(r)$ – логічний оператор, результатом якого є *істина*, якщо відношення-операнд r не містить кортежів, та *хиба* – у іншому випадку. Також здійснюється пошук синоніма атрибути у словнику синонімів Dic ($\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic)$) та заміна за потреби ($\pi_{\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic)}(r)$).

Твердження: Удосконалений оператор згортання зберігає властивості традиційного оператора проєкції.

Доведення: Якщо $X_1 \subseteq X_2 \subseteq \dots \subseteq X_m \subseteq R'$, то

$$\pi_{X_1}^{cons}(\pi_{X_2}^{cons}(\dots(\pi_{X_m}^{cons}(cg'))\dots)) = \pi_{X_1}^{cons}(cg').$$

Оператор з'єднання використовується для зв'язування відношення фактів та відношень вимірів у сховищі консолідованих даних, оскільки воно будується на основі реляційної моделі.

Традиційний оператор з'єднання не може використовуватися для сховищ та просторів даних з консолідованими даними, оскільки для статистичного аналізу необхідне з'єднання відношення фактів з відношеннями вимірів, а за наявності непорожньої підмножини атрибутів Unk у відношеннях фактів та вимірів таке з'єднання буде некоректним. Також на оператор з'єднання впливає той факт, що виникає необхідність з'єднання не лише за тими атрибутами, що вказані як вхідні параметри, але й перевіряти наявність синонімів у словнику синонімів Dic .

Для удосконалення оператора з'єднання слід розглянути випадки, коли відношення є повністю з'єднувальними або не повністю з'єднувальними. Для повністю з'єднувальних відношень введення множини атрибутів Unk не впливає на операцію з'єднання. Якщо значення множини атрибутів Unk містять міру невизначеності зовнішнього ключа відношення, з яким відбувається з'єднан-

ня, то ця міра невизначеності переноситься на всі решту значень атрибутів цього відношення. У випадку неповної з'єднувальності значення атрибути Unk для кортежів підлеглої таблиці, які не потрапляють у відношення, будуть вважатися рівними найвищому ступеню довіри.

$$\text{across} : r \triangleright \triangleleft_{cons} cg' = \Pi \left(\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic);$$

$$\pi_{\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic)}(r \triangleright \triangleleft cg'); \pi_{(R, B, NVL(Unk, min))}(r \triangleright \triangleleft cg') \right),$$

де r – традиційне відношення, cg' – відношення з консолідованими даними, R – множина атрибутів відношення r , S – множина атрибутів відношення cg' , не включаючи підмножини атрибутів Unk ($Cg' = Cg \cup Unk$), B – множина тих атрибутів з S , яких нема у відношенні r ($B \subset Cg$, $B \not\subset Cg \cap R$), min – значення, яке означає найнижчий ступінь довіри, $NVL(Unk, min)$ – операція, яка присвоює min усім значенням Unk для нез'єднувальних кортежів відношення cg' , $\triangleright \triangleleft$ – ліве з'єднання.

Спочатку перевіряється, чи необхідно здійснювати з'єднання не за заданими атрибутами, а за синонімами ($\sigma_{C \cup C_Unk=X}(Dic)$). Якщо ні, то виконується операція лівого з'єднання для відношень з схемами S' і R та проєкція за атрибутами-синонімами. У іншому випадку виконується операція лівого з'єднання за спільними атрибутами, потім над отриманим з попередньої операції відношенням здійснюється операція проєкції, за якою утвореним у результаті з'єднання порожнім значенням підмножини атрибутів Unk присвоюється значення min .

Слід зазначити, що коли словник синонімів порожній ($Dic = \emptyset$) й ймовірність звернення до джерел даних загалом та до їх характеристик рівні одиниці ($Unk = 1$), то отримуємо традиційне реляційне з'єднання.

Твердження: Удосконалений оператор з'єднання комутативний та асоціативний.

Доведення

Для даних відношень q', r' і s'

$$(q' \triangleright \triangleleft r') \triangleright \triangleleft s' = q' \triangleright \triangleleft (r' \triangleright \triangleleft s').$$

Введемо позначення для деяких багаторазових з'єднань. Нехай $s_1'(S_1'), s_2'(S_2'), \dots, s_m'(S_m')$ – відношення, $R' = S_1' \cup S_2' \cup \dots \cup S_m'$ і S' – послідовність S_1', S_2', \dots, S_m' . Далі, нехай t_1, t_2, \dots, t_m – послідовність кортежів, в якій $t_i \in s_i', 1 \leq i \leq m$. Кортежі з'єднуювальні на S' , якщо існує кортеж $t \in R'$, такий, що $t_i = t(S_i') 1 \leq i \leq m$. Кортеж $t \in R'$ результатом з'єднання кортежів $t_1, t_2, \dots, t_m \in S'$.

АГРЕГАЦІЯ РОЗРІДЖЕНОГО ГІПЕРКУБА ДАНИХ

Практика розроблення і впровадження реляційних систем збирання даних показала, що через різні причини збір первинних даних здійснюється лише частково, а тому не завжди може бути оптимальним для використання. Це приводить до необхідності застосування багатовимірних баз даних з частковою або слабкою заповненістю. При цьому створені багатовимірні куби даних мають низьку щільність заповнення даними, а тому є *розрідженими*. Тому виникають такі проблеми:

- низька ефективність пошуку і витягання інформації з розрідженого гіперкуба даних;
- некоректність використання отриманих при агрегації значень у розріджених гіперкубах даних.

Разом з тим, розріджені гіперкуби даних містять потенційно цінну інформацію, ефективне використання якої може відіграти значну роль при прийнятті рішення.

Отже, основними проблемами, які виникають у задачах аналізу розрідження гіперкуба є зниження якості рішень та погіршення агрегації розріджених гіперкубів даних.

У більшості випадків при створенні інформаційних систем, орієнтованих на аналіз даних, питання подання інформації в розріджених гіперкубах даних обходяться стороною. Та методи роботи зі щільними і розрідженими гіперкубами даних повинні істотно різнитися. Тому, розроблення альтернативних методів пошуку і агрегації даних, що дозволяють вирішити вищезгадані проблеми, є актуальним завданням.

Покажемо, яким чином вплине відсутність показника нижнього рівня на формування агрегату.

Перш за все наведемо методи обчислення агрегату. Існує декілька традиційних методів агрегації (табл. 1).

Вибір того або іншого методу агрегації даних залежить від конкретного вирішуваного завдання. Технологічно процедура підрахунку агрегатів виконується з використанням т.з. карт агрегації, що включають стандартні

Таблиця 1. Стандартні методи агрегації

SUM	Додавання деталізованих даних	$P = \sum_{i=1}^N x_i$
WSUM	Зважена сума	$P = \sum_{i=1}^N p_i x_i$
MIN (MAX)	Мінімальне (максимальне) значення	$P = \min_{l \in N} (x_i)$
AVERAGE	Середнє значення	$P = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N}$
WAVERAGE	Зважене середнє	$P = \frac{\sum_{i=1}^N p_i x_i}{\sum_{i=1}^N p_i}$

методи агрегації, вказані в табл. 1. У багатьох популярних OLAP-системах як метод агрегації «за замовчуванням» використовується метод додавання, що передбачає наявність первинних даних на нижньому рівні ієрархії. Проте, виникає питання про застосовність цих методів при агрегації даних в розріджених гіперкубах.

При вирішенні серйозних аналітичних завдань аналітику важливо знати не тільки значення показника, але і те, наскільки він може довіряти набутому значенню. Обчислення агрегата за методом середнього значення за наявності первинних даних за усіма значеннями нижнього рівня в ієрархії дає 100 %-ву достовірність, оскільки немає причин вважати, що це середнє значення могло бути чим-небудь спотворене.

Очевидно, що в стандартних методах агрегації не враховується ситуація невизначеності первинних даних, що відповідають деяким міткам нижнього рівня ієрархічного виміру. Але ж саме таку ситуацію являє собою агрегація даних у розрідженому гіперкубі.

Під час виконання агрегації в розрідженому гіперкубі за методом обчислення середнього необхідне введення додаткового параметра, що характеризує рівень вірогідності отриманого результату. Технологічно ця операція може здійснюватися шляхом створення додаткової карти агрегації, що включає розрахунок рівня вірогідності для кожного, отриманого в ході агрегації, значення.

Обчислення агрегату на першому рівні ієрархії ($l=1$) здійснюється за формулою:

$$Ag_j^1 = \frac{\sum_{i=1}^{V_{ij}} ag_i^0}{V_j},$$

де V_j – кількість фактів, які відповідають атрибутам, що є дочірніми по відношенню до атрибута j .

Узагальнюючи, одержимо формули обчислення агрегатів на решті рівнів ієрархії:

$$Ag_j^l = \frac{\sum_{i=1}^{V_j} ag_i^{l-1}}{V_j}, l = 1, \dots, N.$$

Розглянутий метод може бути застосований при побудові карт агрегації в розріджених гіперкубах даних і дає можливість оцінити рівень достовірності одержаних результатів на етапі аналізу.

Опишемо пропонуванний метод формально. Нехай ми маємо ієрархічний вимір з N рівнями. Первинні дані відповідають нижньому рівню ієрархії ($l=0$). Поставимо у відповідність кожній i -ій мітці нижнього рівня ієрархії величину, що характеризує міру достовірності фактів так (рис. 3): $t_i^0 = 1$ у випадку, якщо існує факт, що відповідає цій мітці, і $t_i^0 = 0$, якщо такого факту не існує.

Обчислення агрегату на певному рівні ієрархії ($l=1$) здійснюється за формулою:

$$X_j^1 = \frac{\sum_{i=1}^{M_j} x_i^0}{M_j},$$

де M_j – кількість фактів, які відповідають міткам, що є дочірніми по відношенню до мітки j .

Обчислення рівня достовірності відповідного агрегату здійснюється за формулою:

$$T_j^1 = \frac{\sum_{i=1}^{K_j} t_i^0}{K_j},$$

де T_j^1 – кількість міток, що є дочірніми по відношенню до мітки j .

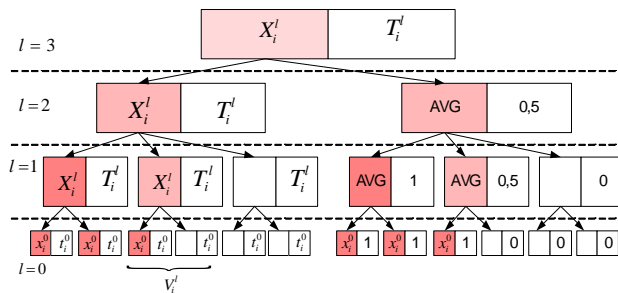


Рис. 3. Агрегація розрідженого гіперкуба даних

Узагальнюючи, одержимо формули обчислення агрегатів на решті рівнів ієрархії:

$$X_j^l = \frac{\sum_{i=1}^{M_j} x_i^{l-1}}{M_j}, l = 1, \dots, N.$$

Розглянутий метод може застосовуватися для побудови карт агрегації в розріджених гіперкубах даних і дає можливість оцінки рівня достовірності одержаних результатів на етапі аналізу.

ВИСНОВКИ

Визначено поняття терміну Big Data і проаналізовано причини їх появи. Також визначено одну з проблем Big Data – появу невизначеності.

Побудовано модель сховища консолідованих даних, яка є розширенням моделі відношення з невизначеністю.

Удосконалено операції над відношенням з невизначеністю з метою їх застосування до сховища консолідованих даних.

Побудовано процедуру попереднього формування агрегату з врахуванням невизначеності.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Шаховська, Н. Б. Аналіз методів опрацювання показників соціо-еколого-економічного розвитку регіону / Н. Б. Шаховська, Ю. Я. Болюбаш // Східно-європейський журнал передових технологій. – 2013. – Том 5, № 2(65). – С. 4–8.
2. Заде, Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. – М. : Мир, 1976. – 166 с.
3. Цельмер, Г. Учет риска при принятии управленческих решений / Г. Цельмер // Проблемы МСНТИ. – 1980. – № 3. – С. 94–105.
4. Найт, Ф. Х. Риск, неопределенность и прибыль / Ф. Х. Найт. – М. : Дело, 2003. – 358 с.
5. Моисеев, Н. Н. Элементы теории оптимальных систем / Н. Н. Моисеев. – М. : Наука, 1975. – 528 с.
6. Трухачев, Р. И. Модели принятия решений в условиях неопределенности / Р. И. Трухачев. – М. : Наука, 1981. – 151 с.
7. Згуровський, М. З. Основи системного аналізу / М. З. Згуровський, Н. Д. Панкратова. – К. : Видавнична група ВНУ, 2007. – 544 с.
8. Шаховська, Н. Б. Моделювання невизначеностей у сховищах даних реляційного типу. – Львів, 2007. – автореферат дис. на здобуття канд. техн. наук

Стаття надійшла до редакції 27.12.2013.

Шаховска Н. Б.¹, Болюбаш Ю. Я.²

¹Д-р техн. наук, профессор, Национальный университет «Львівська політехніка», Украина

²Соискатель, Национальный университет «Львівська політехніка», Украина

ОБРАБОТКИ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ В БОЛЬШИХ ДАННЫХ

В статье введено понятие «Большие данные» и проанализированы причины их появления. Показано уровни возникновения неопределенности в «Больших данных». Сформирована модель хранилища данных с неопределенностью и разработаны операции над ним. Приведен метод формирования агрегата с учетом неопределенности.

Ключевые слова: большие данные, информационный продукт, неопределенность.

Shakhovska N.¹, Bolubash Yu.²

¹Doctor of Science, Professor, National University «Lviv Polytechnic», Ukraine

²Candidate for degree, National University «Lviv Polytechnic», Ukraine

INDECISION PROCESSING IN BIG DATA

This paper introduced the concept of the term Big Data and analyzes the cause of their appearance. Thus, the specificity of Big data (the presence of diverse set of sources, data doubling, ambiguity describing data sources) leads to the fact that the indeterminacy in traditional relational databases considered within a relationship and could occur at the level of attribute and tuple-level attitude in this case extends through the perception of the user information on the entire data space. Therefore, for processing indeterminacy in the Big data must use a different approach, the need for the use of which has not had in relational databases and data warehouses. There is the level of uncertainty in the Big Data show. There are formed data warehouse model with uncertainty and developed operations on it. There is posted forming unit method, taking into account uncertainty.

Keywords: big data, information product, uncertainness.

REFERENCES

1. Shakhovska N. B., Bolubash Yu. Ja. Analis metodiv opratsuvannia pokaznykiv sotsio-ekologo-ekonomichnogo rozvytku regionu, *Shidno-yeuropeyskij zhurnal peredovyh tehnologij*, 2013, Vol. 5, No. 2(65), pp. 4–8
2. Zade L. Ponyatie lingvisticheskoy peremennoy i ego primeneniye k priniatiyu reshenij. Moscow, Mir, 1976, 166 p.
3. Tselmer G. Utchet riska pri priniatii upravlencheskih reshenij, *Problemu MSNTI*, 1980, No. 3, pp. 94–105.
4. Nait Ph., Risk H., Neopredelennost i pribyl. Moscow, Delo, 2003, 358 p.
5. Moiseev N. N. Elementy teorii optimalnyh sistem. Moscow, Nauka, 1975, 528 p.
6. Trukhachov R. I. Modeli priniatiya reshenij v usloviyah neopredelennosti. Moscow, Nauka, 1981, 151 p.
7. Zgurovskiy M. Z., Pankratova N. D. Osnivy systemnogo analizu. Kiev, BHV, 2007, 544 p.
8. Shakhovska N. B. Modeluvannja nevyznachenostej u chovyshhah danyh reliatsijnogo typu. Lviv, 2007. avtoreferat dys. Na zdobuttia kand. tehn. nauk

НЕЙРОІНФОРМАТИКА ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ

НЕЙРОІНФОРМАТИКА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

NEUROINFORMATICS AND INTELLIGENT SYSTEMS

УДК 004.93

Зайко Т. А.¹, Олійник А. О.², Субботін С. О.³¹Аспірантка, Запорізький національний технічний університет, Україна²Канд. техн. наук, доцент, Запорізький національний технічний університет, Україна, E-mail: olejnika@gmail.com³Д-р техн. наук, професор, Запорізький національний технічний університет, Україна

СКОРОЧЕННЯ РОЗМІРНОСТІ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ НА ОСНОВІ АСОЦІАТИВНИХ ПРАВИЛ

Розглянуто задачу скорочення навчальної вибірки. Розроблено метод редукції даних на основі асоціативних правил. Створено програмне забезпечення на основі запропонованого методу. Проведено експерименти з вирішення практичних задач, що дозволило дослідити ефективність запропонованого методу.

Ключові слова: асоціативне правило, вірогідність, модель, підтримка, скорочення, навчальна вибірка, терм.

ВСТУП

Вибірки даних, що використовуються для побудови діагностичних моделей складних об'єктів і процесів, містять, як правило, надлишкову інформацію [1, 2], представлену ознаками, що не впливають на вихідний параметр, і множиною подібних екземплярів. Використання надлишкових даних при синтезі діагностичних моделей може привести до побудови моделей, які характеризуються низькими узагальнювальними властивостями, а також високою структурною та параметричною складністю, що призводить до збільшення витрат пам'яті ЕОМ на зберігання моделей і збільшення часу обчислень при обробці великих масивів даних. Крім того, такі моделі, як правило, характеризуються низьким рівнем інтерпретабельності, а також не завжди забезпечують прийнятну точність розпізнавання, що ускладнює або унеможливає їхнє застосування на практиці. Отже, перед здійсненням синтезу діагностичних моделей доцільним є скорочення навчальної вибірки шляхом виключення з неї надлишкової інформації.

Відомі методи редукції даних [1–5], як правило, призначені або для відбору ознак, або для відбору екземплярів і часто не враховують взаємозв'язки комбінацій

деяких значень ознак, які також можуть бути виключені з вихідної вибірки. Тому актуальною є розробка нового методу скорочення навчальної вибірки, який дозволяє виконувати редукцію ознак, екземплярів, термів ознак і формувати множину даних з меншою кількістю елементів у порівнянні з вихідною вибіркою, а також будувати на її основі діагностичні моделі з високими значеннями показників узагальнення й інтерпретабельності.

Для редукції навчальної вибірки в цій роботі пропонується використовувати асоціативні правила [6–10], оскільки видобування таких правил з вибірок даних дозволяє суттєво скорочувати обсяги інформації та виконувати узагальнення даних, перетворювати значення ознак у деякі діапазони значень, оцінювати ступінь впливу ознак на вихідний параметр, а також рівень їх взаємозв'язку між собою, у т.ч. взаємозв'язки деяких значень ознак.

Метою роботи є створення методу скорочення розмірності навчальної вибірки на основі асоціативних правил.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ СКРОЧЕННЯ РОЗМІРНОСТІ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ

Нехай задана навчальна вибірка D (1):

$$D = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_D}\}, \quad (1)$$

у якій кожний елемент T_j , $j = 1, 2, \dots, N_D$ містить інформацію про деякі об'єкти або процеси, де $N_D = |D|$ – кількість екземплярів (елементів) у наборі даних D .

Елементи T_j являють собою множину значень вигляду (2):

$$T_j = \{\tau_{1j}, \tau_{2j}, \dots, \tau_{N_I j}, y_j\}, \quad (2)$$

де $\tau_{aj} = [\tau_{aj \min}; \tau_{aj \max}]$ – значення a -ї ознаки τ_a для елемента T_j ; τ_a – a -та ознака множини $I = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{N_I}\}$, $a = 1, 2, \dots, N_I$; I – множина ознак, якими описуються елементи T_j , $j = 1, 2, \dots, N_D$ набору даних D ; $N_I = |I|$ – кількість ознак у вибірці D ; $\tau_{aj \min}$ та $\tau_{aj \max}$ – мінімальне та максимальне значення з діапазону можливих значень ознаки τ_a ; y_j – значення вихідного параметра для елемента T_j .

Тоді задача скорочення розмірності навчальної вибірки $D \rightarrow D'$ полягає в зменшенні кількості її екземплярів $N'_D < N_D$ та ознак $N'_I < N_I$, що їх описують, зі збереженням можливості побудови діагностичних моделей з прийнятними здатностями до апроксимації досліджуваних залежностей.

2 МЕТОД СКОРОЧЕННЯ РОЗМІРНОСТІ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ НА ОСНОВІ АСОЦІАТИВНИХ ПРАВИЛ

Для виявлення й усунення надлишкової інформації у вибірці пропонується метод скорочення розмірності навчальної вибірки, що реалізує послідовно етапи редукції екземплярів, редукції ознак і скорочення надлишкових термів.

У розробленому методі скорочення розмірності навчальної вибірки для редукції даних пропонується виявляти асоціативні правила. Інформація про цікавість виявлених правил використовується для оцінювання ступеню впливу ознак на вихідний параметр, а також взаємозв'язків деяких значень ознак між собою.

На початковому етапі для заданої вибірки D виконується редукція її екземплярів. Для цього дискретизуються значення числових ознак (діапазон значень $\Delta_a = [\tau_{a \min}; \tau_{a \max}]$ кожної ознаки τ_a розбивається на $N_{\text{int.}a}$ інтервалів). Величина $N_{\text{int.}a}$ може задаватися користувачем як параметр методу та бути єдиною для всіх ознак вибірки D . Крім того, кількість $N_{\text{int.}a}$ інтервалів дискретизації a -ї ознаки τ_a може бути визначена шляхом кластеризації вибірки D і проектування границь кластерів на координатні осі в просторі ознак.

Після дискретизації виконується перетворення $D \rightarrow D'_1$, у результаті якого значення вихідних ознак τ_a замінюються номерами інтервалів значень ознак, виділених у процесі дискретизації (3):

$$\tau'_{aj} = n(\tau_{aj}), \quad (3)$$

де τ_{aj} та τ'_{aj} – значення a -ї ознаки для j -го екземпляру у вибірках D та D'_1 , відповідно; $n(\tau_{aj})$ – номер інтервалу

значень ознаки τ_a , у який попадає її значення τ_{aj} для j -го екземпляру.

Отримані в результаті перетворення $D \rightarrow D'_1$ екземпляри T'_j та T'_k з однаковими значеннями ознак τ'_{aj} та τ'_{ak} , $a = 1, 2, \dots, N_I$ вважаються еквівалентними й надлишковими. Тому у вибірці D'_1 послідовно для кожних двох еквівалентних екземплярів T'_j й T'_k слід залишити один екземпляр T'_j , а інший – виключити (4):

$$D'_1 = D'_1 \setminus T'_k. \quad (4)$$

Після виконання етапу редукції екземплярів відбувається виявлення неінформативних ознак з наступним їх виключенням з вибірки. Для редукції ознак τ_a з вибірки D'_1 будемо витягати асоціативні правила $АП_l \in БП$ (БП – база правил), оцінювати їх цікавість та цікавість кожного терму ознак, на основі чого будемо робити висновки про інформативність кожної ознаки. Для цього спочатку видобуваються чисельні асоціативні правила $АП_l: X_l \rightarrow Y_l$ [8, 11], потім виконується оцінювання цікавості $I_{АП_l}$ кожного з виявлених правил. У якості оцінок цікавості правил можна використовувати критерії (5)–(9) [6–10]:

$$I_{АП_l} = \text{supp}(X_l \rightarrow Y_l) + \text{supp}(\overline{X_l} \rightarrow \overline{Y_l}), \quad (5)$$

$$I_{АП_l} = \frac{\text{supp}(X_l \rightarrow Y_l)}{\text{supp}(X_l) \text{supp}(Y_l)}, \quad (6)$$

$$I_{АП_l} = \frac{\text{conf}(X_l \rightarrow Y_l)}{\text{conf}(\overline{X_l} \rightarrow \overline{Y_l})}, \quad (7)$$

$$I_{АП_l} = \frac{\text{supp}(X_l \rightarrow Y_l) \text{supp}(\overline{X_l} \rightarrow \overline{Y_l})}{\text{supp}(X_l \rightarrow \overline{Y_l}) \text{supp}(\overline{X_l} \rightarrow Y_l)}, \quad (8)$$

$$I_{АП_l} = \text{supp}(X_l \rightarrow Y_l) - \text{supp}(X_l) \text{supp}(Y_l), \quad (9)$$

де $\text{supp}(A)$ – підтримка множини A , обчислена як відношення кількості елементів T_j , що містять A , до загальної кількості екземплярів N_D у наборі даних D ; $\text{conf}(A)$ – вірогідність множини A , що розраховується як відношення підтримки імплікації $A (X \rightarrow Y)$ до підтримки її лівої частини X .

Використовуючи інформацію про цікавості $I_{АП_l}$ витягнутих асоціативних правил, виконується оцінювання цікавості термів $\Delta\tau_{ak}$, $k = 1, 2, \dots, N_{\text{int.}a}$ кожної ознаки τ_a , $a = 1, 2, \dots, N_I$. Цікавість термів $\Delta\tau_{ak}$ пропонується визначати за однією з наступних формул (10)–(12):

$$I_{\Delta\tau_{ak}} = \frac{1}{N_{\Delta\tau_{ak}}} \sum_{\substack{l: АП_l \in БП, \\ \Delta\tau_{ak} \in АП_l}} I_{АП_l}, \quad (10)$$

$$I_{\Delta\tau_{ak}} = \min_{\substack{l: \text{АП}_l \in \text{БП}, \\ \Delta\tau_{ak} \in \text{АП}_l}} \{I_{\text{АП}_l}\}, \quad (11)$$

$$I_{\Delta\tau_{ak}} = \max_{\substack{l: \text{АП}_l \in \text{БП}, \\ \Delta\tau_{ak} \in \text{АП}_l}} \{I_{\text{АП}_l}\}, \quad (12)$$

де $N_{\Delta\tau_{ak}}$ – кількість асоціативних правил $\text{АП}_l \in \text{БП}$, що містять терм $\Delta\tau_{ak}$: $\Delta\tau_{ak} \in \text{АП}_l$.

Інформативність I_a ознак τ_a будемо оцінювати, виходячи з оцінок цікавостей термів, що входять у відповідну ознаку (13)–(15):

$$I_a = \frac{1}{N_{\text{int.}a}} \sum_{k=1}^{N_{\text{int.}a}} I_{\Delta\tau_{ak}}, \quad (13)$$

$$I_a = \max_{k=1,2,\dots,N_{\text{int.}a}} \{I_{\Delta\tau_{ak}}\}, \quad (14)$$

$$I_a = \min_{k=1,2,\dots,N_{\text{int.}a}} \{I_{\Delta\tau_{ak}}\}. \quad (15)$$

З метою приведення значень оцінок інформативності ознак до одного інтервалу $[0;1]$ виконаємо їх нормування (16):

$$I_a = \frac{I_a - \min_{a=1,2,\dots,N_I} \{I_a\}}{\max_{a=1,2,\dots,N_I} \{I_a\} - \min_{a=1,2,\dots,N_I} \{I_a\}}. \quad (16)$$

Ознаки τ_a з низькими значеннями інформативності $I_a < I_p$ (I_p – мінімально прийнятне значення інформативності) виключаються з вибірки D'_1 . У результаті виключення з вибірки D'_1 неінформативних ознак можливо є поява надлишкових екземплярів, що містять однакові значення ознак і вихідного параметру. Такі екземпляри також виключаються. У результаті видалення неінформативних ознак і надлишкових екземплярів виконується перетворення $D'_1 \rightarrow D'_2$ й скорочення розмірності навчальної вибірки.

З метою виконання етапу скорочення надлишкових термів з вибірки D'_2 витягаються асоціативні правила та виявляються взаємозв'язки між різними інтервалами $\Delta\tau_{ak}$ й $\Delta\tau_{bm}$ ознак.

У результаті видобування асоціативних правил з вибірки D'_2 синтезується база правил БП_2 виду $\text{АП}_l: X_l \rightarrow Y_l$ з рівнем вірогідності $\text{conf}(X_l \rightarrow Y_l)$, не нижче мінімально прийнятного minconfidence .

Тому з транзакцій (екземплярів) T'_{2j} вибірки D'_2 можна виключити терми $\Delta\tau_{ak} \in X_l$ при наявності в цих ж транзакціях термів $\Delta\tau_{bm} \in Y_l$, що входять у консеквенти Y_l правил АП_l бази БП_2 (17):

$$T'_{3j} = T'_{2j} \setminus \bigcup_{\substack{\Delta\tau_{ak} \in X_l, \\ \exists (\Delta\tau_{bm} \in T'_{2j}) \in Y_l, \\ (X_l \rightarrow Y_l) \in \text{БП}_2}} (\tau_a \in \Delta\tau_{ak}) \quad (17)$$

Шляхом виключення надлишкових термів з вибірки D'_2 виконується перетворення $D'_2 \rightarrow D'_3$ та формування вибірки D'_3 скороченої розмірності. У такий спосіб отримане розбиття простору ознак D'_3 містить суттєво меншу кількість елементів $\Delta\tau_{ak}$ у порівнянні з вихідною вибіркою D , характеризується більш високими узагальнюючими властивостями й дозволяє понизити структурну та параметричну складність синтезованих діагностичних моделей.

Запропонований метод скорочення розмірності навчальної вибірки на основі асоціативних правил передбачає виконання етапів редукції екземплярів, ознак і надлишкових термів, для оцінювання інформативності ознак використовує інформацію про витягнуті асоціативні правила й дозволяє формувати розбиття простору ознак з меншою кількістю екземплярів у порівнянні з вихідною вибіркою, що у свою чергу дозволяє синтезувати більш прості та зручні для сприйняття діагностичні моделі.

3 АНАЛІЗ ОБЧИСЛОВАЛЬНОЇ СКЛАДНОСТІ

Обчислювальну складність методу скорочення розмірності навчальної вибірки визначимо як

$O_\Sigma = O\left(\sum_{i=1}^3 O_i\right)$, де кожний доданок O_i характеризує обчислювальну складність відповідного i -го етапу методу, а $O()$ – оператор нотації Ландау «о велике».

На етапі редукції екземплярів виконується дискретизація $N_I = |I|$ ознак з наступним пошуком для кожного елемента T_j ($j = 1, 2, \dots, N_D$) еквівалентних екземплярів (таких, у яких значення відповідних ознак належить однаковим інтервалам τ'_{aj} , $a = 1, 2, \dots, |I|$). Отже, складність першого етапу може бути визначена в такий спосіб (18):

$$O_1 = O(N_D |I|). \quad (18)$$

Етап редукції ознак передбачає видобування чисельних асоціативних правил з наступним використанням відповідної інформації для виключення неінформативних ознак. На обчислення оцінок інформативності кожної з $|I|$ ознак буде потрібно $O_n(|I|)$ елементарних операцій. Оскільки обчислювальна складність виявлення чисельних асоціативних правил може бути оцінена як $O_{\text{АП}}(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2)$, величину O_2 визначимо за формулою (19):

$$\begin{aligned} O_2 &= O_n(|I|) + O_{\text{АП}}(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2) = \\ &= O(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2). \end{aligned} \quad (19)$$

Для виключення надлишкових термів необхідно проаналізувати кожний з N_D екземплярів на наявність у ньому термів $\Delta\tau_{ak}$, $a = 1, 2, \dots, |I|$, які можуть бути виключені.

Враховуючи також необхідність видобування асоціативних правил на цьому етапі, одержуємо наступну оцінку обчислювальної складності (20):

$$O_3 = O_T(N_D|I) + O_{АП}(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2) = O(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2). \quad (20)$$

Отже, загальна оцінка обчислювальної складності методу скорочення розмірності навчальної вибірки може бути визначена за формулою (21):

$$O_\Sigma = O_1(N_D|I) + O_2(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2) + O_3(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2) = O(|I| \cdot N_D \log_2(N_D) + |I|^2). \quad (21)$$

Як видно, оцінка O_Σ запропонованого методу є пропорційною до величини $N_D \log_2(N_D)$ та квадратично залежить від кількості ознак у вибірці D . Це дозволяє зробити висновок про те, що розроблений метод скорочення розмірності навчальної вибірки на основі асоціативних правил є обчислювально ефективним.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ Й РЕЗУЛЬТАТИ

Для виконання експериментального дослідження запропонованого методу скорочення розмірності навчальної вибірки на основі асоціативних правил він був програмно реалізований мовою С#. Навчальна вибірка для проведення експериментів містила інформацію про характеристики сировини й параметри технологічного процесу виготовлення кондитерської продукції для 3284 партій виробів (спостережень), що описуються за допомогою 43 ознак. Далі ця вибірка скорочувалася шляхом застосування запропонованого методу, а також різних методів скорочення навчальних множин (методи відбору ознак [2, 4, 5, 12] і методи відбору екземплярів [1–3, 13, 14]).

Для порівняння розробленого методу з аналогами використовувалися критерії, що враховують ступінь ско-

рочення навчальної вибірки (зменшення кількості ознак, екземплярів), а також характеристики моделі, побудованої на основі скороченої вибірки:

- кількість екземплярів у вибірці після скорочення N'_D ;
- коефіцієнт скорочення кількості екземплярів (22):

$$\alpha_{ND} = \frac{N'_D}{N_D}; \quad (22)$$

- кількість ознак у вибірці після скорочення $|I'|$;
- коефіцієнт скорочення кількості ознак (23):

$$\alpha_{|I|} = \frac{|I'|}{|I|}; \quad (23)$$

- коефіцієнт скорочення розмірності вибірки (24):

$$\alpha_D = \frac{N'_D|I'|}{N_D|I|} = \alpha_{ND}\alpha_{|I|}; \quad (24)$$

- помилка моделі, побудованої на основі навчальної вибірки ϵ_o ;
- помилка моделі, побудованої на основі тестової вибірки ϵ_t ;
- структурна складність синтезованої моделі β_s ;
- параметрична складність синтезованої моделі β_p .

У якості моделі, синтезованої на основі вихідної та скорочених вибірок, була обрана нейро-нечітка мережа Мамдані [5, 15], яка будувалася шляхом відображення множини екземплярів у правила, використовувалася П-подібна функція належності [5, 10, 15]. Структурна складність β_s такої моделі визначалася як кількість використовуваних нейроелементів, параметрична β_p – як загальна кількість параметрів моделі (вагових коефіцієнтів, параметрів функції належності).

Результати експериментів зі скорочення навчальної вибірки для синтезу діагностичної моделі якості кондитерської продукції наведено в табл. 1.

Таблиця 1. Результати скорочення навчальної вибірки

Метод	N'_D	α_{ND}	$ I' $	$\alpha_{ I }$	α_D	ϵ_o	ϵ_t	β_s	β_p
1. Вихідна вибірка (скорочення вибірки не виконувалося)	3284	1	43	1	1	0	0,13	3510	4369
2. Методи відбору ознак									
2.1. Відбір з додаванням ознак [4, 5, 12]	3284	1	34	0,79	0,79	0,037	0,054	3465	4144
2.2. Відбір з видаленням ознак [4, 5, 12]	3284	1	31	0,72	0,72	0,042	0,061	3450	4069
2.3. Еволюційний метод відбору ознак [12]	3284	1	25	0,58	0,58	0,036	0,045	3420	3919
3. Методи відбору екземплярів									
3.1. Випадковий відбір [1, 2]	1642	0,50	43	1	0,50	0,041	0,059	1868	2727
3.2. Метод на основі переборного пошуку [13]	1193	0,36	43	1	0,36	0,036	0,056	1419	2278
3.3. Метод на основі еволюційного пошуку [14]	981	0,30	43	1	0,30	0,031	0,046	1207	2066
4. Метод скорочення навчальної вибірки на основі асоціативних правил	956	0,29	27	0,63	0,18	0,035	0,044	1102	1641

Як видно з табл. 1, нейро-нечітка мережа, побудована на основі вихідної (не скороченої) вибірки, характеризується високими значеннями показників структурної та параметричної складності ($\beta_s = 3510$, $\beta_p = 4369$), оскільки в мережі міститься велика кількість правил і термів. Це, з одного боку, дозволяє досягнути нульової помилки моделі, визначеної на основі навчальної вибірки, а з іншого боку, не дозволяє забезпечити прийнятне значення помилки, розрахованої на основі тестової вибірки ($\epsilon_t = 0,13$). Крім того, високі значення критеріїв β_s , β_p та ϵ_t характеризують таку нейро-нечітку мережу як модель з низькими показниками інтерпретабельності й узагальнення.

Використання методів відбору ознак [4, 5, 12] дозволило незначно скоротити структурну та параметричну складність моделі, підвищивши її інтерпретабельність, і збільшити її узагальнюючі здатності (значення критерію ϵ_t для різних методів становило 0,054, 0,061, і 0,045, що є прийнятним для даної предметної області).

Методи відбору екземплярів [1, 2, 13, 14] дозволили зменшити навчальну вибірку на 50–70 % (значення коефіцієнту α_D для різних методів складало 0,3–0,5). Скорочення екземплярів забезпечило зменшення кількості правил у синтезованій нейро-нечіткій мережі, що у свою чергу дозволило скоротити структурну й параметричну складність (для еволюційного методу скорочення екземплярів $\beta_s = 1207$, $\beta_p = 2066$), забезпечивши при цьому прийнятні значення показника (від 0,046 до 0,059).

Запропонований метод скорочення навчальної вибірки на основі асоціативних правил дозволив суттєво зменшити розмірність навчальної вибірки ($\alpha_D = 0,018$), що забезпечується за рахунок виконання етапів редукції екземплярів, редукції ознак і скорочення надлишкових термів. Синтезована на основі вибірки, скороченої за допомогою розробленого методу, нейро-нечітка модель характеризується прийнятними значеннями показників ϵ_o та ϵ_t ($\epsilon_o = 0,035$, $\epsilon_t = 0,044$), а отже, і прийнятними апроксимаційними й узагальнюючими властивостями. Низькі значення показників β_s та β_p ($\beta_s = 1102$, $\beta_p = 1641$) досягаються за рахунок суттєвого скорочення кількості правил і ознак у синтезованій нейро-нечіткій мережі. Такі значення критеріїв β_s і β_p показують, що моделі, побудовані на основі вибірок, скорочених за допомогою запропонованого методу, є більш простими та зручними для сприйняття (тобто є більш інтерпретабельними).

Таким чином, результати експериментів показали, що запропонований метод скорочення розмірності навчальної вибірки на основі асоціативних правил дозволяє формувати множину даних з меншою кількістю елементів у порівнянні з вихідною вибіркою, а також будувати на її основі діагностичні моделі з високими значеннями показників узагальнення й інтерпретабельності.

ВИСНОВКИ

У роботі вирішено актуальну задачу редукції навчальних вибірок для побудови діагностичних моделей.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що запропоновано метод скорочення розмірності навчальної вибірки на основі асоціативних правил, який передбачає виконання етапів редукції екземплярів, ознак і надлишкових термів, для оцінювання інформативності ознак використовує інформацію про витягнуті асоціативні правила та дозволяє формувати розбиття простору ознак з меншою кількістю екземплярів у порівнянні з вихідною вибіркою, що, у свою чергу, дозволяє синтезувати більш прості та зручні для сприйняття діагностичні моделі.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що на основі запропонованого методу вирішено практичну задачу скорочення навчальної вибірки для синтезу діагностичної моделі якості кондитерської продукції.

Роботу виконано в рамках держбюджетної науково-дослідної теми Запорізького національного технічного університету «Інтелектуальні інформаційні технології автоматизації проектування, моделювання, керування й діагностування виробничих процесів і систем» (номер державної реєстрації 0112U005350) за підтримки проекту «Centers of Excellence for young Researchers (CERES)» (№544137-TEMPUS-1-2013-1-SK-TEMPUS-JPHES) програми «Темпус» Європейської Комісії.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Chaudhuri, A. Survey sampling theory and methods / A. Chaudhuri, H. Stenger. – New York : Chapman & Hall, 2005. – 416 p.
2. Encyclopedia of survey research methods / ed. P. J. Lavrakas. – Thousand Oaks : Sage Publications, 2008. – Vol. 1–2. – 968 p.
3. Кокрен, В. Методы выборочного исследования / У. Кокрен ; пер. с англ. И. М. Сониной ; под ред. А. Г. Волкова, Н. К. Дружинина. – М. : Статистика, 1976. – 440 с.
4. Jensen R. Computational intelligence and feature selection: rough and fuzzy approaches / R. Jensen, Q. Shen. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2008. – 339 p.
5. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / [С. А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е. А. Гофман, С. А. Зайцев, Ал. А. Олейник ; под ред. С. А. Субботина]. – Харьков : ООО «Компания Смит», 2012. – 317 с.
6. Gkoulalas-Divanis, A. Association Rule Hiding for Data Mining / A. Gkoulalas-Divanis, V. S. Verykios. – New York : Springer-Verlag, 2010. – 150 p.
7. Koh, Y. S. Rare Association Rule Mining and Knowledge Discovery / Y. S. Koh, N. Rountree. – New York : Information Science Reference, 2009. – 320 p.
8. Zhang, C. Association rule mining: models and algorithms / C. Zhang, S. Zhang. – Berlin : Springer-Verlag. – 2002. – 238 p.
9. Zhao, Y. Post-mining of association rules: techniques for effective knowledge extraction / Y. Zhao, C. Zhang, L. Cao. – New York : Information Science Reference, 2009. – 372 p.
10. Encyclopedia of artificial intelligence / Eds.: J. R. Dopicco, J. D. de la Calle, A. P. Sierra. – New York : Information Science Reference, 2009. – Vol. 1–3. – 1677 p.
11. Зайко, Т. А. Извлечение численных ассоциативных правил с учетом значимости признаков / Т. А. Зайко, А. А. Олейник, С. А. Субботин // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2013. – № 5/4 (65). – С. 28–34.

12. Олійник, А. О. Интеллектуальный анализ данных / А. О. Олійник, С. О. Субботин, О. О. Олійник : навчальний посібник. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2012. – 271 с.
13. Субботин, С. А. Критерии индивидуальной информативности и методы отбора экземпляров для построения диагностических и распознающих моделей / С. А. Субботин // Біоніка інтелекту. – 2010. – № 1. – С. 38–42.
14. Субботин, С. А. Методы формирования выборок для построения диагностических моделей по прецедентам / С. А. Субботин // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут» : зб. наук. праць. – Харків : НТУ «ХПІ», 2011. – № 17. – С. 149–156.
15. Гибридные нейро-фаззи модели и мультиагентные технологии в сложных системах : монография / [В. А. Филатов, Е. В. Бодянский, В. Е. Кучеренко и др. ; под общ. ред. Е. В. Бодянского]. – Дніпропетровськ : Системні технології, 2008. – 403 с.

Стаття надійшла до редакції 10.12.2013.

Після доробки 11.03.2014.

Зайко Т. А.¹, Олейник А. А.², Субботин С. А.³¹Аспирантка, Запоріжський національний технічний університет, Україна²Канд. техн. наук, доцент, Запоріжський національний технічний університет, Україна³Д-р техн. наук, професор, Запоріжський національний технічний університет, Україна**СОКРАЩЕНИЕ РАЗМЕРНОСТИ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ НА ОСНОВЕ АССОЦИАТИВНЫХ ПРАВИЛ**

Рассмотрена задача сокращения обучающей выборки. Разработан метод редукции данных на основе ассоциативных правил. Создано программное обеспечение на основе предложенного метода. Проведены эксперименты по решению практических задач, что позволило исследовать эффективность предложенного метода.

Ключевые слова: ассоциативное правило, достоверность, модель, поддержка, сокращение, обучающая выборка, терм.

Zayko T. A.¹, Oliinyk A. A.², Subbotin S. A.³¹Postgraduate student, Zaporizhzhya National Technical University, Ukraine²Ph.D., Associate Professor, Zaporizhzhya National Technical University, Ukraine³Doctor of Science, Professor, Zaporizhzhya National Technical University, Ukraine**TRAINING SAMPLE DIMENSION REDUCTION BASED ON ASSOCIATION RULES**

The problem of training sample reduction is considered. A method for data reduction based on association rules is developed. The proposed method of training sample dimensionality reduction includes stages of reduction of instances, features and redundant terms, to evaluate the informativity of features uses the information about the extracted association rules. The developed method allows to create a partition of the feature space with less examples than in the original sample, which in turn allows the synthesis of simpler and more convenient for the perception of the diagnostic model. The practical value of these results is that on the basis of the proposed method the practical problem of reducing the training sample for the synthesis of the diagnostic model of quality confectionery products is solved.

Keywords: association rule, confidence, model, support, reduction, training sample, term.

REFERENCES

1. Chaudhuri A., Stenger H. Survey sampling theory and methods. New York, Chapman & Hall, 2005, 416 p.
2. Encyclopedia of survey research methods / ed. P. J. Lavrakas. Thousand Oaks, Sage Publications, 2008, Vol. 1–2, 968 p.
3. Kokren U. per. s angl. I. M. Sonina ; pod red. A. G. Volkova, N. K. Druzhinina. Metody vyborochnogo issledovaniya. Moscow, Statistika, 1976, 440 p.
4. Jensen R., Shen Q. Computational intelligence and feature selection: rough and fuzzy approaches. Hoboken, John Wiley & Sons, 2008, 339 p.
5. Subbotin S. A., Olejnik An. A., Gofman E. A., Zajcev S. A., Olejnik Al. A.; pod red. Subbotina S. A. Intel'ktual'nye informacionnye tehnologii proektirovaniya avtomatizirovannyh sistem diagnostirovaniya i raspoznavaniya obrazov : monografija. Har'kov, OOO «Kompanija Smit», 2012, 317 p.
6. Gkoulalas-Divanis A., Verykios V. S. Association Rule Hiding for Data Mining. New York, Springer-Verlag, 2010, 150 p.
7. Koh Y. S., Rountree N. Rare Association Rule Mining and Knowledge Discovery. New York, Information Science Reference, 2009, 320 p.
8. Zhang C., Zhang S. Association rule mining: models and algorithms. Berlin, Springer-Verlag, 2002, 238 p.
9. Zhao Y., Zhang C., Cao L. Post-mining of association rules: techniques for effective knowledge extraction. New York, Information Science Reference, 2009, 372 p.
10. Encyclopedia of artificial intelligence, Eds.: J. R. Dopico, J. D. de la Calle, A. P. Sierra. New York : Information Science Reference, 2009, Vol. 1–3, 1677 p.
11. Zajko T. A., Olejnik A. A., Subbotin S. A. Izvlechenie chislennyh asociativnyh pravil s uchetom znachimosti priznakov, *Shidno-Evropejs'kij zhurnal peredovih tehnologij*, 2013, No. 5/4 (65), pp. 28–34.
12. Olijnik A. O., Subbotin S. O., Olijnik O. O. Intel'ktual'nij analiz danih: navchal'nij posibnik. Zaporizhzhja, ZNTU, 2012, 271 p.
13. Subbotin S. A. Kriterii individual'noj informativnosti i metody otbora jekzempljarov dlja postroeniya diagnosticheskikh i raspoznajushhih modelej, *Bionika intelektu*, 2010, No. 1, pp. 38–42.
14. Subbotin S. A. Metody formirovaniya vyborok dlja postroeniya diagnosticheskikh modelej po precedentam, *Visnik Nacional'nogo tehničnogo universitetu «Harkivs'kij politehničnij institut» : zb. nauk. prac'.* Harkiv, NTU «HPI», 2011, No. 17, pp. 149–156.
15. Filatov V. A., Bodjanskij E. V., Kucherenko V. E. i dr. ; pod obshh. red. E. V. Bodjanskogo *Gibridnye nejro-fazzi modeli i mul'tiagentnye tehnologii v slozhnyh sistemah : monografija.* Dnipropetrovs'k, Sistemni tehnologii, 2008, 403 p.

EXTENDED NEO-FUZZY NEURON IN THE TASK OF IMAGES FILTERING

The paper describes a modification of the neo-fuzzy neuron called as «extended neo-fuzzy neuron» (ENFN) that characterized by improved approximating properties. The adaptive learning algorithm for ENFN is proposed, that has both following and smoothing properties and allows to solve problems of prediction, filtering and smoothing of non-stationary disturbed stochastic and chaotic signals. A distinctive feature of ENFN is its implementation computational simplicity compared with artificial neural networks and neuro-fuzzy systems. These properties of the proposed neo-fuzzy neuron make it very effective in suppressing noise in image filtering.

Keywords: color images, disturbance, contours, filtering, neo-fuzzy neuron.

INTRODUCTION

Digital images are often exposed to noise when they are created and transmitted over communication channels. For reasons of noise and distortion can be attributed atmospheric phenomena (for images obtained on TV), originals surface defects (scanning), and low-light during shooting (for digital cameras). The main problem in this case is the need for effective compensation of distortion and noise while preserving image features such as edges, textures, and small details. Existing image smoothing filters, suppressing noise, greatly blur contours and reduce image sharpness.

The aim of this work is to develop an adaptive filter, which can compensate the noise on digital images without significant reducing their quality.

Artificial neural networks (ANN) and fuzzy inference system (FIS) in recent years have proliferated to address a large class of data mining tasks of various natures under a priori and the current uncertainty. Hybrid neuro-fuzzy system (NFS), that have appeared at the junction of the two main areas of computational intelligence [1–4], and absorbed their best features. Thus, the neuro-fuzzy system is capable of learning like ANN and provide linguistic interpretability and «transparency» of the results like FIS. However, NFS’s calculation bulkiness and low speed training limit their applicability to image processing problems.

To overcome some of the noted problems, neuro-fuzzy system, called by the authors as «neo-fuzzy neuron (NFN)», was introduced and studied in [5–7]. Fig. 1 shows the architecture of the neo-fuzzy neuron.

Neo-fuzzy neuron is a nonlinear learning system with multiple inputs and one output, that realizes the mapping

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i)$$

where x_i – i -th component of the n -dimensional input signals vector, $x = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)^T \in R^n$, \hat{y} – scalar

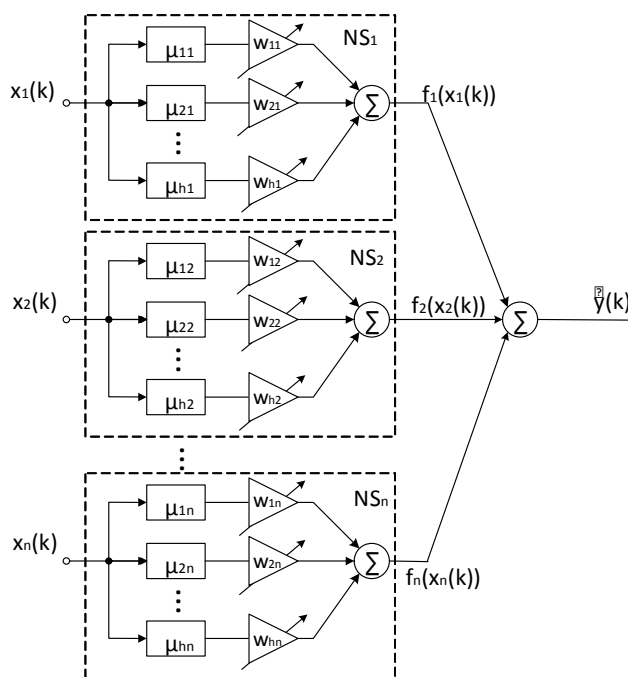


Fig. 1. Neo-fuzzy neuron

NFN’s output. Neo-fuzzy neuron structural blocks are nonlinear synapses NS_i , performing a nonlinear transformation of the i -th component x_i in the form

$$f_i(x_i) = \sum_{l=1}^h w_{li} \mu_{li}(x_i),$$

where w_{li} – l -th synaptic weight of i -th nonlinear synapse, $l = 1, 2, \dots, h$, $i = 1, 2, \dots, n$; $\mu_{li}(x_i)$ – l -th membership function in the i -th nonlinear synapse, producing a fuzzification of crisp component x_i .

Thus, transformation, realized by NFN, can be written as

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{li} \mu_{li}(x_i).$$

A fuzzy inference implemented by this same NFN, has the form

IF x_i IS x_{li} THEN THE OUTPUT IS $w_{li}, l = 1, 2, \dots, h$, i.e. actually nonlinear synapse implements zero order Takagi-Sugeno fuzzy inference [8, 9].

Neo-fuzzy neuron authors [5–7] as membership functions were used traditional triangular construction that meet the conditions of unity partition

$$\mu_{li} = \begin{cases} \frac{x_i - c_{l-1,i}}{c_{li} - c_{l-1,i}}, & \text{if } x_i \in [c_{l-1,i}, c_{li}], \\ \frac{c_{l+1,i} - x_i}{c_{l+1,i} - c_{li}}, & \text{if } x_i \in [c_{li}, c_{l+1,i}], \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases}$$

where c_{li} – rather arbitrarily selected (usually uniformly distributed) centers of membership functions on the interval $[0, 1]$, thus, naturally $0 \leq x_i \leq 1$.

Such choice of the membership functions leads to that i -th component of the input signal activates only the two adjacent functions, thus their sum is equal to unity, i.e.

$$\mu_{li}(x_i) + \mu_{l+1,i}(x_i) = 1$$

and

$$f_i(x_i) = w_{li}\mu_{li}(x_i) + w_{l+1,i}\mu_{l+1,i}(x_i).$$

It is this circumstance allowed to synthesize simple and effective adaptive controllers for nonlinear control objects [10, 11].

Of course, besides triangular as membership functions can be used and other forms and, first of all, the B-splines [12], proved to be effective in the composition of neo-fuzzy neuron [13]. The general form of membership functions based on q -th degree B-spline can be presented in the form:

$$\mu_{li}^B(x_i, q) = \begin{cases} \begin{cases} 1, & \text{if } x_i \in [c_{li}, c_{l+1,i}] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} & \text{for } q = 1, \\ \frac{x_i - c_{li}}{c_{l+q-1,i} - c_{li}} \mu_{li}^B(x_i, q-1) + \frac{c_{l+q,i} - x_i}{c_{l+q,i} - c_{l+1,i}} \mu_{l+1,i}^B(x_i, q-1) & \text{for } q > 1, l = 1, 2, \dots, h-q. \end{cases}$$

In the case when $q = 2$ we obtain the traditional triangular functions. It should be noted also that the B-splines also provide a single partition in the form of

$$\sum_{l=1}^h \mu_{li}^B(x_i, q) = 1$$

are non-negative, i.e.

$$\mu_{li}^B(x_i, q) \geq 0$$

and have local domain

$$\mu_{li}^B(x_i, q) = 0 \text{ for } x_i \notin [c_{li}, c_{l+q,i}].$$

Thus, when applied to NFN's input the vector signal $x(k) = (x_1(k), \dots, x_i(k), \dots, x_n(k))^T$ ($k = 1, 2, \dots$ here – the current discrete time) at its output appears scalar value

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{li}(k-1) \mu_{li}(x_i(k)), \quad (1)$$

where $w_{li}(k-1)$ – the current value of the adjusting synaptic weights resulting from learning on previous $k-1$ observations.

Introducing the $(nh \times 1)$ vector of membership functions

$\mu(x(k)) = (\mu_1(x_1(k)), \dots, \mu_{hl}(x_l(k)), \dots, \mu_1(x_1(k)), \dots, \mu_{12}(x_2(k)), \dots, \mu_{li}(x_i(k)), \dots, \mu_{hn}(x_n(k)))^T$ and the corresponding vector of synaptic weights $w(k-1) = (w_{11}(k-1), \dots, w_{h1}(k-1), w_{21}(k-1), \dots, w_{li}(k-1), \dots, w_{hn}(k-1))^T$, we can rewrite the transformation (1), implemented by NFN, in a compact form

$$\hat{y}(k) = w^T(k-1) \mu(x(k)). \quad (2)$$

To adjust the neo-fuzzy neuron parameters, the authors used the gradient procedure that minimizes the learning criterion

$$E(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) = \frac{1}{2} \left(y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{li} \mu_{li}(x_i(k)) \right)^2$$

and having the form

$$\begin{aligned} w_{li}(k) &= w_{li}(k-1) + \eta e(k) \mu_{li}(x_i(k)) = \\ &= w_{li}(k-1) + \eta (y(k) - \hat{y}(k)) \mu_{li}(x_i(k)) = \\ &= w_{li}(k-1) + \eta \left(y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{li} \mu_{li}(x_i(k)) \right) \mu_{li}(x_i(k)), \end{aligned}$$

where $y(k)$ – external training signal, $e(k)$ – learning error, η – learning rate parameter.

To accelerate the NFN learning process in [14] special algorithm was introduced, having both following (for non-stationary signal processing) and filtering (for «noisy» data processing) properties

$$\begin{cases} w(k) = w(k-1) + r^{-1}(k) e(k) \mu(x(k)), \\ r(k) = \alpha r(k-1) + \|\mu(x(k))\|^2, 0 \leq \alpha \leq 1. \end{cases} \quad (3)$$

Wherein when $\alpha = 0$, algorithm (3) is identical in structure to the Kaczmarz-Widrow-Hoff one-step learning algorithm [15], and when $\alpha = 1$ – to Goodwin-Ramage-Caines stochastic approximation algorithm [16].

Note also, that the neo-fuzzy neuron synaptic weights learning can be used by many other algorithms for learning and identification, including the traditional method of least squares with all its modifications.

EXTENDED NEO-FUZZY NEURON

As was noted above, the neo-fuzzy neuron is nonlinear synapse NS_i implements zero-order Takagi-Sugeno inference, thus being the Wang-Mendel elementary neuro-fuzzy system [17–19]. It is possible to improve approximating properties of such system using a structural unit, which we called «extended nonlinear synapse» (ENS_i) (see Fig. 2) and synthesized on its basis the «extended neo-fuzzy neuron» (ENFN), containing as elements ENS_i instead of the usual nonlinear synapses NS_i .

By introducing the additional variables

$$y_{li}(x_i) = \mu_{li}(x_i) \left(w_{li}^0 + w_{li}^1 x_i + w_{li}^2 x_i^2 + \dots + w_{li}^p x_i^p \right),$$

$$\begin{aligned} f_i(x_i) &= \sum_{l=1}^h \mu_{li}(x_i) \left(w_{li}^0 + w_{li}^1 x_i + w_{li}^2 x_i^2 + \dots + w_{li}^p x_i^p \right) = \\ &= w_{li}^0 \mu_{li}(x_i) + w_{li}^1 x_i \mu_{li}(x_i) + \dots + w_{li}^p x_i^p \mu_{li}(x_i) + w_{2i}^0 \mu_{2i}(x_i) + \dots + \\ &+ w_{2i}^p x_i^p \mu_{2i}(x_i) + \dots + w_{hi}^p x_i^p \mu_{hi}(x_i), \end{aligned}$$

$$w_i = \left(w_{li}^0, w_{li}^1, \dots, w_{li}^p, w_{2i}^0, \dots, w_{2i}^p, \dots, w_{hi}^p \right)^T,$$

$$\begin{aligned} \tilde{\mu}_i(x_i) &= \left(\mu_{li}(x_i), x_i \mu_{li}(x_i), \dots, x_i^p \mu_{li}(x_i), \mu_{2i}(x_i), \dots, \right. \\ &\left. \dots, x_i^p \mu_{2i}(x_i), \dots, x_i^p \mu_{hi}(x_i) \right)^T, \end{aligned}$$

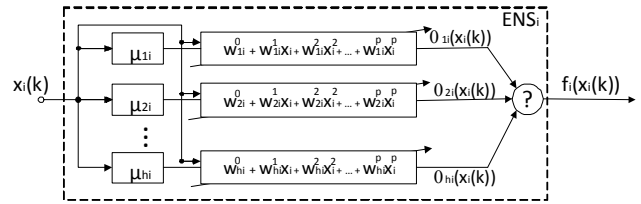


Fig. 2. Extended non-linear synapse

we can write

$$f_i(x_i) = w_i^T \tilde{\mu}_i(x_i),$$

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) = \sum_{i=1}^n w_i^T \tilde{\mu}_i(x_i) = \tilde{w}^T \tilde{\mu}(x),$$

where $\tilde{w}^T = \left(w_1^T, \dots, w_i^T, \dots, w_n^T \right)^T$,

$$\tilde{\mu}(x) = \left(\tilde{\mu}_1^T(x_1), \dots, \tilde{\mu}_i^T(x_i), \dots, \tilde{\mu}_n^T(x_n) \right)^T.$$

It's easy to see that ENFN contains $(p+1)hn$ adjusting synaptic weights and fuzzy output, implemented by each ENS_i , has the form

IF x_i IS x_{li} THEN THE OUTPUT IS

$$w_{li}^0 + w_{li}^1 x_i + \dots + w_{li}^p x_i^p, l = 1, 2, \dots, h,$$

i.e. essentially coincides with p -order Takagi-Sugeno inference.

Let's note also that ENFN has a much simpler architecture than the traditional neuro-fuzzy system that simplifies its numerical implementation.

When the ENFN's input is vector signal $x(k)$, at the output scalar value appears

$$\hat{y}(k) = \tilde{w}^T(k-1) \tilde{\mu}(x(k)),$$

whereby this expression differs from (2) only in that it comprises in a $(p+1)$ times more number of tuning parameters than conventional NFN. It is clear that learning parameters ENFN algorithm may be used such as (3), obtaining in this case the form

$$\begin{cases} \tilde{w}(k) = \tilde{w}(k-1) + \tilde{r}^{-1}(k) e(k) \tilde{\mu}(x(k)), \\ \tilde{r}(k) = \alpha \tilde{r}(k-1) + \|\tilde{\mu}(x(k))\|^2, 0 \leq \alpha \leq 1. \end{cases}$$

Fig. 3 shows the architecture of an extended neo-fuzzy neuron.

EXPERIMENT

The effectiveness of the proposed architecture has been investigated on a set of test images (Fig. 4).

Images were damaged by different types of noise: the Poisson, Gaussian, impulse, multiplicative. Neo-fuzzy neuron performance for noise compensation was estimated by two objective measures (MSE, PSNR) and subjective visual evaluation. Mean square error MSE is calculated by the formula:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{1ij} - I_{2ij})^2}{MN},$$

where I_{1ij}, I_{2ij} – the original and filtered images, respectively, $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$ – numbers of image pixels, M, N – image sizes.

To calculate the signal/noise ratio PSNR used:

$$PSNR = 10 \cdot \lg \left(\frac{R^2}{MSE} \right),$$

where R is a coefficient depending on the encoding of images (for 8-bit encoding $R = 255$, for floating-point $R = 1$). For comparison were also used standard filters – averaging, median, and Wiener filter. Neo-fuzzy neuron learning was carried out in two versions: for pure signal and the Wiener preliminary filtered, that can be used in cases there is no clear signal.

Image quality estimations after filtering are given in Table 1, some examples of images before and after the noise compensation are shown in Fig. 5.

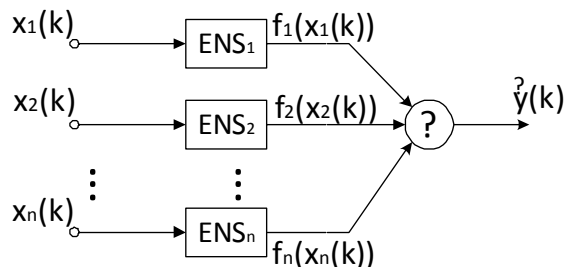


Fig. 3. Extended neo-fuzzy neuron



Fig. 4. Test images

It is obvious that, although numerical estimates demonstrate higher quality filtering for some standard filters, visual evaluation certainly suggests a high efficiency of the neo-fuzzy neuron. This is appeared in the keeping contours, fine details and textures. If a clean signal for training is available, can use the Wiener filter for learning signal for the neo-fuzzy neuron.

CONCLUSION

The paper proposes an extended architecture of neo-fuzzy neuron, which is a generalization of the standard neo-fuzzy neuron in case of fuzzy inference order above zero. The learning algorithm is introduced having both following and filtering properties. Considered NFN has improved approximating properties, characterized by a high learning rate, has simple numerical implementation.

SPISOK LITERATURY

1. Rutkowski, L. Computational Intelligence. Methods and Techniques / Rutkowski L. – Berlin : Springer-Verlag, 2008. – 514 p.
2. Mumford, C. L. Computational Intelligence / C. L. Mumford, L. C. Jain. – Berlin : Springer-Verlag, 2009. – 725 p.
3. Kruse, R. Computational Intelligence. A Methodological Introduction / [Kruse R., Borgelt C., Klawonn F., Moewes C., Steinbrecher M., Held P.]. – Berlin : Springer-Verlag, 2013. – 488 p.
4. Du, K.-L. Neural Networks and Statistical Learning / K.-L. Du, M. N. S. Swamy. – London : Springer-Verlag, 2014. – 815 p.
5. Yamakawa, J. A neo-fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior / J. Yamakawa, E. Uchino, J. Miki, H. Kusanagi // Proc. 2-nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks «IZUKA-92», Iizuka, Japan, 1992. – P. 477–483.
6. Uchino, E. Soft computing based signal prediction, restoration and filtering / E. Uchino, J. Yamakawa ; Ed. Da Ruan «Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms». – Boston : Kluwer Academic Publishers, 1997. – P. 331–349.
7. Miki, J. Analog implementation of neo-fuzzy neuron and its on-board learning / J. Miki, J. Yamakawa ; Ed. by N. E. Mastorakis «Computational Intelligence and Applications». – Piraeus : WSES Press, 1999. – P. 144–149.
8. Takagi T. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics. – 1985. – vol. 15, no. 1. – P. 116–132.

Table 1. Image quality estimation after filtration

	Averaging Filter		Median Filter		Wiener Filter		Neo-Fuzzy Neuron with clear learning signal		Neo-Fuzzy Neuron with Wiener filtered learning signal	
Image «Car»										
Poisson	0,0209	16,8	0,0138	18,6	0,0078	21,1	0,0068	21,7	0,0093	20,3
Gaussian, m=0, $\sigma=0,0005$	0,0296	15,3	0,0231	16,4	0,0154	18,1	0,0159	17,9	0,0172	17,6
Gaussian, m=0, $\sigma=0,001$	0,0418	13,8	0,0365	14,4	0,0263	15,8	0,0292	15,3	0,0284	15,5
Gaussian, m=0, $\sigma=0,05$	0,0423	13,7	0,0366	14,4	0,0265	15,8	0,0370	14,3	0,0290	15,4
Gaussian, m=0, $\sigma=0,01$	0,0418	13,8	0,0364	14,4	0,0263	15,8	0,0292	15,3	0,0285	15,5
Gaussian, m=0, $\sigma=0,1$	0,1968	7,1	0,2075	6,8	0,1519	8,2	0,2083	6,8	0,1591	7,9
Impulse, $\sigma=0,005$	0,0203	16,9	0,0132	18,8	0,052	22,9	0,0154	18,1	0,118	9,3
Impulse, $\sigma=0,01$	0,0248	16,1	0,0178	17,5	0,0069	21,6	0,0118	19,3	0,0307	15,1
Multiplicative, $\sigma=0,005$	0,0198	17,0	0,0128	18,9	0,0068	21,7	0,0057	22,5	0,0084	20,8
Multiplicative, $\sigma=0,001$	0,0168	17,8	0,0094	20,2	0,0042	23,7	0,0021	26,8	0,0085	20,7
Multiplicative, $\sigma=0,01$	0,0234	16,3	0,0168	17,7	0,0098	20,1	0,0095	20,2	0,0117	19,3
Multiplicative, $\sigma=0,1$	0,0739	11,3	0,0752	11,2	0,0393	14,1	0,0673	11,7	0,0426	13,7
Image «Lena»										
Poisson	0,0126	18,9	0,0093	20,3	0,0065	21,8	0,0070	21,5	0,0083	20,8
Gaussian, m=0, $\sigma=0,0005$	0,0366	14,4	0,0336	14,7	0,0260	15,8	0,301	15,2	0,0285	15,4
Gaussian, m=0, $\sigma=0,001$	0,0365	14,4	0,0336	14,7	0,0260	15,8	0,0300	15,2	0,0285	15,5
Gaussian, m=0, $\sigma=0,05$	0,0366	14,4	0,0333	14,8	0,0256	15,9	0,0373	14,3	0,0289	15,4
Gaussian, m=0, $\sigma=0,01$	0,0365	14,4	0,0335	14,8	0,0259	15,9	0,0304	15,2	0,0286	15,4
Gaussian, m=0, $\sigma=0,1$	0,0361	14,4	0,0324	14,9	0,0248	16,1	0,0583	12,3	0,0293	15,3
Impulse, $\sigma=0,005$	0,0133	18,8	0,0086	20,6	0,0034	24,7	0,0046	23,3	0,0045	23,5
Impulse, $\sigma=0,01$	0,0177	17,5	0,0132	18,8	0,0049	23,1	0,0096	20,2	0,0062	22,1
Multiplicative, $\sigma=0,005$	0,0136	18,7	0,0091	20,4	0,0060	22,2	0,0059	20,9	0,0081	20,9
Multiplicative, $\sigma=0,001$	0,0101	19,9	0,0054	22,7	0,0030	25,2	0,0018	27,4	0,0045	23,5
Multiplicative, $\sigma=0,01$	0,0175	17,6	0,0136	18,7	0,0097	20,1	0,0105	19,8	0,0120	19,1
Multiplicative, $\sigma=0,1$	0,0782	11,1	0,0812	10,9	0,0540	12,7	0,0788	11,1	0,0582	12,3
Image «Parrot»										
Poisson	0,0109	19,6	0,0083	20,8	0,0044	23,6	0,0031	25,1	0,0049	23,1
Gaussian, m=0, $\sigma=0,0005$	0,0318	14,9	0,0308	15,1	0,0222	16,5	0,0244	16,1	0,0224	16,5
Gaussian, m=0, $\sigma=0,001$	0,0318	14,9	0,0308	15,1	0,0223	16,5	0,0244	16,1	0,0224	16,5
Gaussian, m=0, $\sigma=0,05$	0,0343	14,7	0,0330	14,8	0,0244	16,1	0,0349	14,6	0,0249	16,0
Gaussian, m=0, $\sigma=0,01$	0,0325	14,9	0,0314	15,0	0,0228	16,4	0,0255	15,9	0,0230	16,4
Gaussian, m=0, $\sigma=0,1$	0,0355	14,5	0,0340	14,7	0,0257	15,9	0,0584	12,3	0,0266	15,7
Impulse, $\sigma=0,005$	0,0134	18,7	0,0108	19,7	0,0032	24,9	0,0060	22,2	0,0037	24,3



Fig. 5. Images after filtering (multiplicative noise, $\sigma=0,1$)

9. Jang, J.-S. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence / J.-S. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani. – Upper Saddle River : Prentice Hall, 1997. – 640 p.
10. Bodyanskiy, Ye. Adaptive nonlinear control using neo-fuzzy model / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhniy ; Eds. O. Sawodny, P. Sharff «Sinergies Between Information Processing and Automation». – Aachen : Shaker Verlag, 2004. – P. 122–127.
11. Bodyanskiy, Ye. A self-training robust neo-fuzzy controller with constraints on control actions / [Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhniy V., Otto P.] // 50 Int. Wiss. Koll. Tagungsband. – TU Ilmenau, 2005. – P. 125–126.
12. Zhang, J. Constructing fuzzy-controllers with B-spline models – Principles and Applications / J. Zhang, H. Knoll // Int. J. of Intelligent Systems. – 1998. – vol. 13. – P. 257–285.
13. Kolodyazhniy, V. Cascaded multiresolution spline-based fuzzy neural network / Kolodyazhniy V., Bodyanskiy Ye. ; Eds. P. Angelov, D. Filev, N. Kasabov. // Proc. Int. Symp. On Evolving Intelligent Systems. – Leicester, UK : DeMontfort University, 2010. – P. 26–29.
14. Bodyanskiy, Ye. An adaptive learning algorithm for a neo-fuzzy neuron / Ye. Bodyanskiy, I. Kokshenev, V. Kolodyazhniy // Proc. 3rd Int. Conf. of European Union Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT 2003), Zittau, Germany, 2003. – P. 375–379.
15. Haykin, S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation / Haykin S. – Upper Saddle River : Prentice Hall, 1999. – 842 p.
16. Goodwin, G. C. Discrete time stochastic adaptive control / G. C. Goodwin, P. J. Ramage, P. E. Caines // SIAM J. Control and Optimisation. – 1981. – vol. 19. – P. 829–853.
17. Wang, L. X. Fuzzy basis functions, universal approximation and orthogonal least squares learning / L. X. Wang, J. M. Mendel // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1993. – vol. 3. – P. 807–814.
18. Wang, L. X. Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis / Wang L. X. – Upper Saddle River : Prentice Hall, 1994. – 256 p.
19. Osowski, S. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji / Osowski S. – Warszawa : Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2006. – 422 p.

Стаття надійшла до редакції 14.04.2014.

Бодянский Е. В.¹, Кулишова Н. Е.²

¹Д-р техн. наук, профессор, Харьковский национальный университета радиоэлектроники, Украина

²Канд. техн. наук, професор, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина

РАСШИРЕННЫЙ НЕО-ФАЗЗИ НЕЙРОН В ЗАДАЧАХ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В статье предлагается модификация нео-фаззи нейрона, названная нами «расширенный нео-фаззи нейрон» (ENFN) и характеризующаяся улучшенными аппроксимируемыми свойствами. Введен адаптивный алгоритм обучения ENFN, обладающий следящими и сглаживающими свойствами и позволяющий решать задачи прогнозирования, фильтрации и сглаживания нестационарных «зашумленных» стохастических и хаотических сигналов. Отличительной особенностью ENFN является вычислительная простота его реализации по сравнению с искусственными нейронными сетями и нейро-фаззи системами. Эти свойства предложенного нео-фаззи нейрона делают его очень эффективным при подавлении шумов на изображениях в ходе фильтрации.

Ключевые слова: цветные изображения, помеха, контуры, фильтрация, нео-фаззи нейрон.

Бодянский С. В.¹, Кулишова Н. С.²

¹Д-р техн. наук, профессор, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

²Канд. техн. наук, профессор, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

РОЗШИРЕНИЙ НЕО-ФАЗЗИ НЕЙРОН В ЗАДАЧАХ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

У статті пропонується модифікація нео-фаззи нейрона, що названа нами «розширений нео-фаззи нейрон» (ENFN) і характеризується поліпшеними апроксимуючими властивостями. Введено адаптивний алгоритм навчання ENFN, що має слідуючі і згладжувальні властивості і дозволяє вирішувати завдання прогнозування, фільтрації і згладжування нестационарних «зашумлених» стохастичних і хаотичних сигналів. Відмінною особливістю ENFN є обчислювальна простота його реалізації в порівнянні з штучними нейронними мережами і нейро-фаззи системами. Ці властивості запропонованого нео-фаззи нейрона роблять його ефективним для пригнічення шумів на зображеннях в ході фільтрації.

Ключові слова: кольорові зображення, завада, контури, фільтрація, нео-фаззи нейрон.

REFERENCES

1. Rutkowski L. Computational Intelligence. Methods and Techniques. Berlin, Springer-Verlag, 2008, 514 p.
2. Mumford C. L., Jain L. C. Computational Intelligence, Berlin, Springer-Verlag, 2009, 725 p.
3. Kruse R., Borgelt C., Klawonn F., Moewes C., Steinbrecher M., Held P. Computational Intelligence. A Methodological Introduction. Berlin, Springer-Verlag, 2013, 488 p.
4. Du K.-L., Swamy M. N. S. Neural Networks and Statistical Learning. London, Springer-Verlag, 2014, 815 p.
5. Yamakawa J., Uchino E., Miki J., Kusanagi H. A neo-fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior, Proc. 2-nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks «IIZUKA-92», Iizuka, Japan, 1992, pp. 477–483.
6. Uchino E., Yamakawa J. Soft computing based signal prediction, restoration and filtering, Ed. Da Ruan «Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms». Boston, Kluwer Academic Publishers, 1997, pp. 331–349.
7. Miki J., Yamakawa J. Analog implementation of neo-fuzzy neuron and its on-board learning, Ed. by N. E. Mastorakis «Computational Intelligence and Applications». Piraeus, WSES Press, 1999, pp. 144–149.
8. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control, *IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics*, 1985. vol. 15, no. 1, pp. 116–132.
9. Jang J.-S., Sun C.-T., Mizutani E. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Upper Saddle River, Prentice Hall, 1997, 640 p.

10. Bodyanskiy Ye., Kolodyazhniy V. Adaptive nonlinear control using neo-fuzzy model, Eds. O. Sawodny, P. Shaff «Sinergies Between Information Processing and Automation», Aachen, Shakar Verlag, 2004, pp. 122–127.
11. Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhniy V., Otto P. A self-training robust neo-fuzzy controller with constraints on control actions, *50 Int. Wiss. Koll. Tagungsband*. TU Ilmenau, 2005, pp. 125–126.
12. Zhang J., Knoll H. Constructing fuzzy-controllers with B-spline models – Principles and Applications, *Int. J. of Intelligent Systems*, 1998, vol. 13, pp. 257–285.
13. Kolodyazhniy V., Bodyanskiy Ye. Cascaded multiresolution spline-based fuzzy neural network, Eds. P. Angelov, D. Filev, N. Kasabov, *Proc. Int. Symp. On Evolving Intelligent Systems*, Leicester, UK, DeMontfort University, 2010, pp. 26–29.
14. Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhniy V. An adaptive learning algorithm for a neo-fuzzy neuron, *Proc. 3rd Int. Conf. of European Union Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT 2003)*, Zittau, Germany, 2003, pp. 375–379.
15. Haykin S. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. Upper Saddle River, Prentice Hall, 1999, 842 p.
16. Goodwin G. C., Ramage P. J., Caines P. E. Discrete time stochastic adaptive control, *SIAM J. Control and Optimisation*, 1981, vol. 19, pp. 829–853.
17. Wang L. X., Mendel J. M. Fuzzy basis functions, universal approximation and orthogonal least squares learning, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1993, vol. 3, pp. 807–814.
18. Wang L. X. *Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis*. Upper Saddle River, Prentice Hall, 1994, 256 p.
19. Osowski S. *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*. Warszawa, Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2006, 422 p.

METHODS AND CHARACTERISTICS OF LOCALITY-PRESERVING TRANSFORMATIONS IN THE PROBLEMS OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

The problem of the development of mathematical support for data dimensionality reduction is solved. Its results can be used to automate the process of diagnostic and recognizing model construction by precedents. The set of rapid transformations from the original multidimensional space to the one-dimensional axis was firstly proposed. They provide a solution of the feature extraction and feature selection problems. The complex of indicators characterizing the properties of transformations was firstly proposed. On the basis of the proposed indicators the set of criteria was defined. It facilitate comparison and selection of the best transformations and results of their work in diagnosis and recognition problems solving on the basis of computational intelligence methods. The software realizing proposed transformations and indicators characterizing their properties was developed. The experimental study of proposed transformations and indicators was conducted, which results allow to recommend the proposed transformations for use in practice.

Keywords: sample, instance, feature, locality-preserving transformation, hashing, pattern recognition, diagnosis, dimensionality reduction.

INTRODUCTION

The problem of model complexity reduction and the model construction speed increasing often occurs in the process of diagnostic and recognizing model constructing by precedents, characterized by a big number of features [1]. One way to solve this problem is the using of transformation from the multidimensional space of initial features to the one-dimensional axis for data dimensionality reduction [2, 3].

There are various methods of transformation for data dimension reduction [2–11], which, however, require the calculation of distances between instances or feature correlation coefficients and for a large-scale problem they are hardly applicable in practice due to big requirements of time and computer memory in the process of determining the transformation parameters and in the process of transformation execution. This situation is additionally compounded by that the number of known transformations and their modifications is very big and there are no any formal criteria to analyze their quality, as well as to select the best available transformation for a particular task [3].

Therefore, the actual problem is speed increasing of the data dimensionality reduction transformation, and the development of criteria for the transformation selection to use in a particular problem solving.

The purpose of this work is the development of rapid transformations from a multidimensional feature space to a one-dimensional axis, the creation of a set of indicators characterizing the properties of transformations, and the experimental study of the properties of transformations in practical problem solving.

1 PROBLEM STATEMENT

Suppose we have an initial (original) sample $X = \langle x, y \rangle$ the set of S precedents describing dependence $y(x)$, $x = \{x^s\}$, $y = \{y^s\}$, $s = 1, 2, \dots, S$, characterized by a set of N input features $\{x_j\}$, $j = 1, 2, \dots, N$, where j is the number of feature, and an output feature y . Every s -th precedent can be represented as $\langle x^s, y^s \rangle$, $x^s = \{x_j^s\}$, where x_j^s is the value of j -th input feature and y^s is the value of output feature for the s -th precedent (instance) of the sample, $y^s \in \{1, 2, \dots, K\}$, where K is the number of classes, $K > 1$.

Then the problem of the sample X dimensionality reduction can be formally represented as follows: find a transformation $H: X \rightarrow I$, which for each instance $x^s = \{x_j^s\}$ determine the coordinate I^s on the generalized axis I and thus provides a mapping of instances of different classes to the different intervals of the generalized axis.

Since, as a rule, known transformations do not guarantee an exact solution of this problem, further problem arises of designing of indicators to quantify the quality of the transformation and to compare the results of the various transformations between themselves to choose the best transformation of the set.

2 TRANSFORMATIONS OF INSTANCES FROM THE MULTIDIMENSIONAL SPACE TO THE GENERALIZED AXIS

For large-scale problems it is advisable to ensure the creation of such transformations, which would allow the mapping of individual instances without loading of whole initial sample, as well as taking into account the feature informativity in the process of transforming and to provide a generalization of data.

To ensure the generalization of close located data points (instances) we propose to replace feature values to numbers of feature value interval. For this we need previously to discretize the features by partitioning them into intervals of values.

To partitioning the features into intervals the number of interval (term), which hits the s -th instance on the j -th feature is proposed to determine by the formula:

$$\hat{x}_j^s = \begin{cases} \text{round} \left(1 + \frac{x_j^s - x_j^{\min}}{\theta_j} \right), \theta_j > 0; \\ 1, \theta_j = 0, \end{cases}$$

$$\theta_j = \frac{x_j^{\max} - x_j^{\min}}{k_j},$$

$$k_j = \begin{cases} K, K > \text{round}(\ln S), K < \sqrt[N]{S}; \\ \max\{2, \text{round}(\sqrt[N]{S})\}, K > \text{round}(\ln S), K > \sqrt[N]{S}; \\ \max\{2, \text{round}(\ln S)\}, K < \text{round}(\ln S) < \sqrt[N]{S}; \\ K, \text{round}(\ln S) \leq K, K < \sqrt[N]{S}; \\ \max\{2, \text{round}(\sqrt[N]{S})\}, \text{round}(\ln S) \leq K, K \geq \sqrt[N]{S}, \end{cases}$$

where x_j^{\min}, x_j^{\max} are the minimum and maximum values of j -th feature, respectively.

For the mapping of instances from the original multi-dimensional feature space to the one-dimensional generalized axis is suggested to use the following transformations.

Transformation 1. For each number of interval of j -th feature get its binary representation (binary numbers padded with zeros from the left to c_j – the number of digits in k_j). Set the coordinate of s -th instance on the generalized axis $I^s=0$, set the position (bit) number of generalized axis coordinate $p = 1$. Going by the feature numbers j in descending order of their rank and by the group of digits in the interval number $c = 1, 2, \dots, c_j$ perform in a cycle: if $p \leq d$, where d is a number of bits in a computer bit grid, then record at p -th position (with numbering from left) of the binary representation of a generalized feature I^s the c -th position value (with numbering from left) of interval number, in which the s -th instance hit on the j -th feature, and set: $p=p+1$. As a result, we will obtain a generalized axis coordinate of instance with the implicit ranking and selection of features.

Transformation 2. It is an alternative format of constructing a generalized feature for transformation 1. If the total number of bits to represent interval numbers of all features $c_j k_j N$ does not exceed the number of bits in a binary bit grid d when the values c_j are equal for all features: for each interval number of j -th feature obtain its binary representation (binary numbers padded with zeros from the left to c_j – the number of digits in k_j) set the coordinate of s -th instance on the generalized axis $I^s = 0$, set the position

number of coordinate on a generalized axis $p = 1$; looking in a cycle on a group of digits in the interval number $c = 1, 2, \dots, c_j$ and on feature numbers j in the descending order of their ranks: put to the p -th bit position (numbering from the left) of the binary representation of the generalized feature I^s the c -th bit (numbering from the left) of interval number, in which the s -th instance hits on the j -th feature and set: $p=p+1$. As a result, we obtain the generalized axis coordinate with implicit ranking of features.

Transformation 3. The generalized feature formed on the basis of locality-preserving hashing [12–15]. The initial feature space is divided into 2^k equal hypercubes, each of which identified by the key I^s of a k bit length, where k is a number of feature partitions. After the i -th partition the initial feature space split to 2^i N -dimensional cubes, wherein the i -th partition is carried out on the j -th dimension: $j = i \bmod N$. At the i -th partition if hypercube located in the top half of the partitioned range, then set to one the i -th bit of its key, and otherwise set the i -th bit of its key to zero (set to one the bit in the i -th position of k -bit identifier, extended by zeros from the left, if the length is less than k). The key I^s algorithmically can be generated as follows: set: $I^s = 0$, $x_j^{\min'} = x_j^{\min}$, $x_j^{\max'} = x_j^{\max}$, then for $i = 1, 2, \dots, k$ do: set: $j = i \bmod N$, $x_j^{\text{mid}} = (x_j^{\min'} + x_j^{\max'})/2$, $I^s = 2I^s$; if $x_j^s > x_j^{\text{mid}}$, then set: $x_j^{\min'} = x_j^{\text{mid}}$, $I^s = I^s + 1$, else set: $x_j^{\max'} = x_j^{\text{mid}}$.

Transformation 4. The above-described transformations provide mapping to the discrete generalized axis. If the total number of bits to represent numbers of all feature intervals exceeds the number of bits in a bit grid of computer, it is possible to use a transformation to the generalized real axis with partial information loss: add to the real coordinate on generalized feature I^s the c -th bit (numbering from the left) of interval number, in which the s -th instance hits on the j -th feature:

$$I^s = \sum_{j=1}^N \frac{w_j \hat{x}_j^s}{r_j k_j}, \quad w_j = \frac{1}{k_j} \sum_{k=1}^{k_j} w_{j,k},$$

$$w_{j,k} = \left\{ \frac{\max_{q=1,2,\dots,K} \{S_{j,k}^q\}}{S_{j,k}} \middle| S_{j,k} > 0 \right\}, \quad S_{j,k} = \sum_{q=1}^K S_{j,k}^q,$$

where $S_{j,k}^q$ is a number of instances of q -th class located in the k -th interval of j -th feature, r_j is a rank of j -th feature (the number of j -th feature in decreasing order of individual feature importance).

Transformation 5. Define the distance from the s -th instance to the unit vector in the normalized coordinate system:

$$d^s = \sqrt{\sum_{j=1}^N (\hat{x}_j^s - 1)^2},$$

and the angle between the instance as a vector and the unit vector:

$$\varphi^s = \arccos \left(\frac{\sum_{j=1}^N \hat{x}_j^s}{\sqrt{N \sum_{j=1}^N (\hat{x}_j^s)^2}} \right).$$

Thus we map the s -th instance from the N -dimensional space into two-dimensional space. Next for coordinates of s -th instance in formed two-dimensional space by analogy with the first transformation obtain coordinate of s -th instance on the generalized axis I^s .

Transformation 6. Generate Q support vectors – the centers of pseudo-clusters $C^q = \{C_j^q\}, q=1, 2, \dots, Q, K \leq Q \ll S, j=1, 2, \dots, N$. In the simplest case their coordinates can be set as random taking into account dimensionality and feature scales ($x_j^{\min} \leq C_j^q \leq x_j^{\max}$), or by setting $Q=K$ to determine the center of each its class:

$$C_j^q = \frac{1}{S^q} \sum_{s=1}^S \{x_j^s \mid y^s = q\}, j=1, 2, \dots, N, q=1, 2, \dots, K.$$

After this calculate the clusters based on their proximity and position in feature space relative to the smallest feature values:

– find the distance from the cluster centers to the point with the lowest feature values:

$$R_{\min}(C^q) = \sum_{j=1}^N (C_j^q - x_j^{\min})^2;$$

– find the distance between the cluster centers:

$$R(C^q, C^p) = \sum_{j=1}^N (C_j^q - C_j^p)^2;$$

– find the center of cluster closest to the point with the lowest feature values:

$$q = \arg \min_{g=1, 2, \dots, Q} \{R_{\min}(C^g)\};$$

– set this center as the current, set a new number of current cluster $t=1$, put current cluster in the set of centers with a new index ($C^* = C^* \cup C^{*1}, C^{*1} = C^q$) and delete it from the set of centers without a new index ($C = C / C^q$);

– while exist at least one cluster without a new index (i.e. $C \neq \emptyset$) perform: among the remaining clusters without a new index in C find the closest cluster to the current cluster:

$$p = \arg \min_{\substack{g=1, 2, \dots, Q; \\ C^g \in C}} \{R(C^q, C^g)\},$$

then increase $t = t+1$, put the current cluster to the set of centers with a new index ($C^* = C^* \cup C^{*t}, C^{*t} = C^p$) and remove it from the set of centers without a new index ($C = C / C^p$).

As a result we will receive C^* – a set of cluster centers with numbers corresponding to their proximity to the point with the lowest values of features, and also allowing to determine qualitatively the proximity of the cluster centers.

Further for each instance of the initial sample $x^s, s=1, \dots, S$ do:

– define the distance from it to each cluster center, $q=1, 2, \dots, Q$:

$$R(x^s, C^{*q}) = \sum_{j=1}^N (x_j^s - C_j^{*q})^2;$$

– find the index of the nearest cluster center:

$$p = \arg \min_{q=1, 2, \dots, Q} \{R(x^s, C^{*q})\};$$

– find the angle between the vectors x^s and C^{*p} relative to the point with the lowest feature values:

$$\varphi = \arccos \frac{\sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^{\min})(C_j^{*p} - x_j^{\min})}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^{\min})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^N (C_j^{*p} - x_j^{\min})^2}};$$

– assign the s -th instance with the coordinate on the generalized axis:

$$I^s = p + \frac{\varphi}{\pi}.$$

3 CHARACTERISTICS OF TRANSFORMATIONS TO THE GENERALIZED AXIS

Entered above transformations are encouraged to use the following characteristics of instance mapping process:

– t is the time of transforming of one instance from the original feature space to the generalized axis for the sequential computations;

– m^s is the computer memory volume used by the transformation method for processing one instance;

– λ is the number of adjustable parameters of transformation needed for its implementation;

– t is the time of calculation of transformation parameters based on the training sample;

– m the computer memory volume used to calculate the transformation parameters on the basis of training sample.

Situations where several instances have equal coordinates may occur in the original and in the synthesized feature spaces. Such situations are called collisions. Under the collision point we will understand the point in the feature space, in which there is a collision.

The collision is quite admissible and even desirable in problems of automatic classification on condition that all instances located at the point of collision belongs to the same class. However, if the instances located at the point of collision, belongs to different classes, the used feature set does not provide a good separability of instances.

Denote the set of points of collision $\{g_v\}$, $v=1, 2, \dots, V$, where g_v is a set of instances belonging to a v -th point of collision, V is the number of points of collision, which obviously can not exceed $0,5S$.

To estimate the quality of the results of considered transformations we propose to use the following indicators.

The number of points of collisions in which instances belongs to different classes, after the transformation of the sample to the generalized axis can be defined as:

$$E_{<I,y>}^* = \sum_{v=1}^V \{1 | \exists s, p = 1, 2, \dots, S, p \neq s : I^s \in g_v, I^p \in g_v, I^s = I^p, y^s \neq y^p\}.$$

This indicator in the best case will be equal to zero when there is no collision points, and in the worst case it maximum value will not exceed $0,5S$.

The probability estimation (frequency) of the collision points in which instances belonging to different classes, after the transformation of the sample to the generalized axis can be expressed by the formula:

$$P_{<I,y>}^* = \frac{2E_{<I,y>}^*}{S}.$$

The corrected number of points of collisions in which instances belong to different classes, after the transformation of the sample to the generalized axis is defined as:

$$E_{<I,y>}^{*'} = E_{<I,y>}^* - E_{<x,y>}^*,$$

where $E_{<x,y>}^*$ – is the number of collision points in which the instances belongs to different classes in the initial sample:

$$E_{<x,y>}^* = \sum_{v=1}^V \{1 | \exists s, p = 1, 2, \dots, S, p \neq s : x^s \in g_v, x^p \in g_v, y^s \neq y^p, \forall j = 1, 2, \dots, N : x_j^s = x_j^p\}$$

The indicator $E_{<I,y>}^{*'}$ more accurately characterizes the quality of transformation to the generalized axis because it eliminates the errors present in the sample. In the best case it will be equal to zero when there is no collisions, and in the worst case it maximum value will not exceed $0,5S$.

The corrected probability estimation (frequency) of the collision points in which the instances belong to different classes after the sample transformation to the generalized axis can be obtained by the formula:

$$P_{<I,y>}^{*'} = \frac{2E_{<I,y>}^{*'}}{S}.$$

The total number of instances in the collision points in which the instances belong to different classes after the sample transformation to the generalized axis is suggested to calculate by the formula:

$$E_{<I,y>}^\Sigma = \sum_{v=1}^V \{ |g_v| | \exists s, p = 1, 2, \dots, S, p \neq s : I^s \in g_v, I^p \in g_v, I^s = I^p, y^s \neq y^p \}.$$

The more will be value of this indicator, the worse separability of instances on the generalized axis. In the best case it will be equal to zero and in the worst case it will not exceed the number of instances in the sample S .

The probability estimation of instance hitting to the collision point in which instances belong to different classes after the sample transformation to the generalized axis can be obtained by the formula:

$$P_{<I,y>}^\Sigma = \frac{E_{<I,y>}^\Sigma}{S}.$$

The total number of instances in the collision points of the initial sample in which the instances belong to different classes it is proposed to define as:

$$E_{<x,y>}^\Sigma = \sum_{v=1}^V \{ |g_v| | \exists s, p = 1, 2, \dots, S, p \neq s : x^s \in g_v, x^p \in g_v, y^s \neq y^p, \forall j = 1, 2, \dots, N : x_j^s = x_j^p \}.$$

The more will be the value of this indicator, the worse the separability of instances of the initial sample will be. In the best case it will be equal to zero and in the worst case it not exceed the number of instances in the sample S .

The probability estimation of instance collision in the sample in which instances belong to different classes can be obtained from the formula:

$$P_{<x,y>}^\Sigma = \frac{E_{<x,y>}^\Sigma}{S}.$$

The number of pairwise collision of instances of different classes after the sample transformation to the generalized axis is proposed to determine as:

$$E_{<I,y>} = \sum_{s=1}^S \sum_{p=s+1}^S \{ y^s \neq y^p | I^s = I^p \}.$$

In the best case, this indicator is zero when there is no any collision, and in the worst case its value will not exceed $S(S-1)$.

The probability estimation (frequency) of pairwise collision of instances of different classes after the sample transformation to the generalized axis can be calculated as follows:

$$P_{<I,y>} = \frac{E_{<I,y>}}{S(S-1)}.$$

The corrected number of pairwise collision of instances of different classes after the transformation of training and (or) test sample to the generalized axis is proposed to determine as:

$$E'_{<I,y>} = E_{<I,y>} - E_{<x,y>},$$

where $E_{<x,y>}$ is a number of pairwise collision of instances of different classes in the original sample:

$$E_{<x,y>} = \sum_{s=1}^S \sum_{p=s+1}^S \{y^s \neq y^p \mid \forall j=1,2,\dots,N : x_j^s = x_j^p\}.$$

This indicator $E'_{<I,y>}$ in comparison with the previous indicator more accurately characterizes the quality of the transformation to the generalized axis, because it eliminates the errors present in the original sample. In the best case, it would be equal to zero when there is no any collision, and at worst case, it maximum value will not exceed $S(S-1)$.

The corrected probability estimation (frequency) of pairwise collisions of instances of different classes after sample transformation to the generalized axis can be defined by the formula:

$$P'_{<I,y>} = \frac{E'_{<I,y>}}{S(S-1)}.$$

The average number of clusters per class on a generalized axis can be calculated by the formula $\bar{k} = \frac{k}{K}$, where k is a number of clusters of different classes on a generalized axis.

To determine k , we need order the instances $\langle I^s, y^s \rangle$ in ascending order on the generalized axis. Then, looking from left to right, we need to identify clusters – the intervals of one-dimensional axis, all instances of each of which belong to only one class.

The less will be the number of such clusters, the simply is partition of generalized axis.

In the best case when the classes are compact, i.e. $k = K$, this indicator is equal to one.

The more will be value of this indicator, the worse the separability of instances will be on the generalized axis.

In the worst case where each instance falls into a single cluster its value will be $\bar{k} = \frac{S}{K}$.

The minimum distance between instances of different classes on the generalized axis is offered to determine by the formula:

$$R'_{\min} = \min_{\substack{s=1,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ |I^s - I^p| \mid y^s \neq y^p \right\}.$$

The more will be value of this ratio, the better classes will be separated on the generalized axis.

The maximum distance between instances of one class on the generalized axis is offered to determine by the formula:

$$R'_{\max} = \max_{\substack{s=1,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ |I^s - I^p| \mid y^s = y^p \right\}.$$

The less will be this indicator value, the more compact instances of each class will be positioned on the generalized axes.

The average ratio of distances on the generalized axis and in the original feature space is proposed to calculate by the formula:

$$\bar{\Delta} = \frac{R_{\max}}{0,5S(S-1)R_{\max}^*} \sum_{s=1}^S \sum_{p=s+1}^S \left\{ \frac{|I^s - I^p|}{R(x^s, x^p)} \mid R(x^s, x^p) > 0 \right\},$$

where

$$R_{\max}^* = \max_{\substack{s=1,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ |I^s - I^p| \right\},$$

$$R_{\max} = \max_{\substack{s=1,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ R(x^s, x^p) \right\},$$

$$R(x^s, x^p) = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^p)^2}.$$

The more will be value of this indicator, the better on the average the transformation on the generalized axis reflects location of instances in the original space and features the better separability of instances on the generalized axis;

Average of the relative distance products on the generalized axis and in the original feature space:

$$\Delta = \frac{\sum_{s=1}^S \sum_{p=s+1}^S |I^s - I^p| R(x^s, x^p)}{0,5S(S-1)R_{\max}^* R_{\max}}.$$

This indicator will vary from zero to one: The more will be its value, the better on the average the transformation on the generalized axis reflects the location of instances in the original feature space.

The indicator of generalized axis feasibility of establishing:

$$G = \frac{\min_{j=1,2,\dots,N} \{k_{<x_j,y>}\}}{k},$$

where $k_{<x_j,y>}$ is the number of intervals of different classes on the axis of feature x_j .

This indicator in the best case will be equal to S/K , and in the worst case will be equal to K/S . If this indicator will be greater than one, the use of the generalized axis will be feasible, otherwise it can be replaced with the original

feature, characterized by the smallest number of intervals of different classes.

4 THE COMPARISON CRITERIA OF GENERALIZED AXIS TRANSFORMATIONS

On the basis of the indicators characterizing the basic properties of on the generalized axis transformations introduced in the previous section it is possible to determine the criteria for comparison, the criteria for performing and criteria for evaluating the quality of the results of transformations.

The criteria for evaluation of the transformation process is proposed to define as the following:

- the combined criterion of the minimum of time and memory on the instance transformation: $F_1 = t^s m^s \rightarrow \min$;

- the combined criterion of the minimum of time and memory to determine the transformation parameters for the training sample: $F_2 = \lambda tm \rightarrow \min$;

- the integral criterion: $F_3 = t^s m^s + \frac{\lambda}{S} tm \rightarrow \min$.

The criteria for evaluating the quality of results of transformations:

- the criterion of the minimum of probability of instance group collisions: $F_4 = P'_{<I,y>} \rightarrow \min$;

- the criterion of the minimum of probability of instance pair collisions: $F_5 = P^*_{<I,y>} \rightarrow \min$;

- the combined criterion of the minimum probability of pair and group collisions:

$$F_6 = \frac{P'_{<I,y>} + P^*_{<I,y>}}{2} \rightarrow \min;$$

- the maximum of class compactness-separability: $F_7 = \bar{k} \rightarrow \min$;

- the integral criterion of minimum of collisions-compactness-separability of classes:

$$F_8 = \frac{\bar{k}}{2} (P'_{<I,y>} + P^*_{<I,y>}) \rightarrow \min, \bar{k} > 0;$$

- the integral criterion of minimum of collision-maximum of compactness-separability of classes and maximum of average of relative distances products on the generalized axis and in the original feature space:

$$F_9 = \frac{\bar{k} (P'_{<I,y>} + P^*_{<I,y>})}{1 + \Delta e^{-\Delta+1}} \rightarrow \min;$$

- the integral criterion of the minimum of collisions-maximum of a generalized axis establishing feasibility-compactness-separability of classes and the maximum of average of relative distances products on the generalized axis and in the original feature space:

$$F_{10} = \frac{(P'_{<I,y>} + P^*_{<I,y>})}{G + \Delta e^{-\Delta+1}} \rightarrow \min.$$

5 EXPERIMENTS AND RESULTS

The proposed transformations on the generalized axis, as well as indicators characterizing their properties have been implemented as software and experimentally studied in practical problem solving of technical and medical diagnosis, and of automatic classification, whose characteristics are given in the table 1. [3]

The fragment of the results of experiments to study the transformations on the generalized axis is shown in the table. 2.

The conducted experiments confirmed the efficiency and the practical suitability of the developed mathematical tools. The experiments have shown that the proposed transformations allow to significantly reduce the data sample dimensionality.

The developed indicators of transformation quality allow to select the best transformation for the corresponding task providing thereby the data dimensionality reduction, also as class separability improving.

The proposed transformations can be recommended for use in the construction of diagnostic and recognizing models by precedents, as well as for the formation of the training samples from the source samples of large volume.

CONCLUSION

The actual problem of the development of mathematical support for data dimensionality reduction was solved in the paper. Its results can be used to automate the process of diagnostic and recognizing model construction by precedents.

The scientific novelty of results consists in that:

- the set of rapid transformations from the original multi-dimensional space into one-dimensional axis was firstly proposed. It is based on the principles of hashing and provides taking into account the instance locations in the feature space with respect to the class centers of gravity, and also allows to determine and to take into account the feature weights and thereby implicitly solves the problem of feature selection. Thus, the proposed transformations provide a solution both the problem of constructing of

Table 1. Characteristics of initial data samples

Initial sample characteristics	Task			
	Gas-turbine air-engine blade diagnosis	Chronic obstructive bronchitis diagnosis	Agricultural plant recognition on the remote sensing data	Fisher Iris classification
<i>S</i>	32	205	3226	150
<i>N</i>	513	28	256	4
<i>K</i>	2	2	3	3

Table 2. The fragment of the experimental results to study the transformations on generalized axis

Best transformation characteristics	Task			
	Gas-turbine air-engine blade diagnosis	Chronic obstructive bronchitis diagnosis	Agricultural plant recognition on the remote sensing data	Fisher Iris classification
Best transformation number	2	1	4	1
$E_{<I,y>}^*$	1	0	0	1
$P_{<I,y>}^*$	0,0625	0	0	0,013333
$E_{<I,y>}$	1	0	0	9
$P_{<I,y>}$	0,0010081	0	0	0,00040268
$E_{<x,y>}^*$	0	0	0	0
$E_{<I,y>}^{**}$	1	0	0	1
$E_{<x,y>}$	0	0	0	0
$E_{<I,y>}'$	1	0	0	9
$E_{<x,y>}^\Sigma$	0	0	0	0
$P_{<x,y>}^\Sigma$	0	0	0	0
$E_{<I,y>}^\Sigma$	2	0	0	10
$P_{<I,y>}^\Sigma$	0,0625	0	0	0,066667
k	15	72	1773	11
R_{\max}	70,114	918,99	7,5551	7,0852
R_{\max}^*	$1,5228 \cdot 10^9$	$1,6927 \cdot 10^9$	3,3217	$1,5126 \cdot 10^9$
R_{\min}'	0	1056	$1,1437 \cdot 10^{-7}$	0
R_{\max}'	$1,5228 \cdot 10^9$	$1,6833 \cdot 10^9$	3,318	609746944
$\bar{\Delta}$	0,82534	0,69432	0,37993	0,88456
Δ	0,095099	0,098493	0,028541	0,18511
G	0,2	0,69444	0,56007	1
f^s	0,00097501	0,00053269	$3,8686 \cdot 10^{-5}$	0,000416
m^s	4309	262,83	2057,9	82,133
t	0,2184	0,093601	4,524	0,1092
m	333484	109644	6764132	20340
λ	1539	84	1024	12
F_1	4,2013	0,14001	0,079613	0,034168
F_2	$1,1209 \cdot 10^8$	$8,6207 \cdot 10^5$	$3,1336 \cdot 10^{10}$	$0,26654 \cdot 10^5$
F_3	$3,5028 \cdot 10^6$	4205,4	$9,7134 \cdot 10^6$	177,73
F_4	0,0010081	0	0	0,00040268
F_5	0,0625	0	0	0,013333
F_6	0,031754	0	0	0,006868
F_7	7,5	36	591	3,6667
F_8	0,23816	0	0	0,025183
F_9	0,42786	0	0	0,041701
F_{10}	0,20274	0	0	0,011373

artificial features (feature extraction), and the problem selection of the most significant features (feature selection);
 – the complex of indicators characterizing the properties of transformations from multidimensional space to generalized axis was firstly proposed. On the basis of the proposed indicators the set of criteria is defined. It facilitates comparison and selection of the best transformations and results of their work at diagnosis and recognition problems solving by precedents.

The practical significance of obtained results is that:
 – the software realizing proposed transformations and indicators characterizing their properties was developed. Its usage allows to automate the data dimensionality reduction and analysis of its results;
 – the experimental investigation of the proposed transformations and the indicators characterizing them was conducted at practical problem solving. The results of research allow to recommend the proposed transformations

for use in practice for diagnosis and pattern recognition problem solving.

The prospects of further utilization of the results obtained in this work consists in the possibility of their use for automation of training and testing samples formation (data dimensionality reduction through decrease of the number of precedents by the most important precedents extraction).

The work performed as part of the state budget scientific research project of Zaporizhzhya National Technical University «Intelligent information technologies of automation of designing, simulation, control and diagnosis of manufacturing processes and systems» (state registration number 0112U005350).

SPISOK LITERATURY

1. *Jensen, R.* Computational intelligence and feature selection: rough and fuzzy approaches / R. Jensen, Q. Shen. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2008. – 339 p.
2. *Бабак, О. В.* Решение некоторых задач обработки данных на основе метода генеральной обобщенной переменной / О. В. Бабак // Проблемы управления и информатики. – 2002. – № 6. – С. 79–91.
3. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / [С. А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е. А. Гофман и др.] ; под ред. С. А. Субботина. – Харьков : Компания СМІТ, 2012. – 318 с.
4. *Lee, T. W.* Independent component analysis: theory and applications / T. W. Lee. – Berlin: Springer, 2010. – 248 p.
5. *Lee, J. A.* Nonlinear dimensionality reduction / J. A. Lee, M. Verleysen. – New York : Springer, 2007. – 308 p.
6. Dimension reduction : technical report UCD-CSI-2007-7 / University College Dublin ; C. Padraig. – Dublin, 2007. – 24 p.
7. Multifactor dimensionality reduction for detecting haplotype-haplotype interaction / Y. Jiang, R. Zhang, G. Liu [et al.] // Fuzzy systems and knowledge discovery : Sixth international conference, Tianjin, 14–16 August 2009 : proceedings. – Los Alamitos: IEEE, 2009. – P. 241–245.
8. *Kulis, B.* Fast low-rank semidefinite programming for embedding and clustering [Electronic resource] / B. Kulis, A. C. Surendran, J. C. Platt // Artificial intelligence and statistics : Eleventh international conference, San Juan, 21–24 March 2007 : proceedings / eds.: M. Meila, X. Shen. – Madison: Omnipress, 2007. – 8 p.
9. *Бабак, О. В.* Об одном подходе к решению задач классификации в условиях неполноты информации / О. В. Бабак, А. Э. Татаринев // Кибернетика и системный анализ. – 2005. – № 6. – С. 116–123.
10. *Васильев, В. И.* Принцип редукции в задачах обнаружения закономерностей : монография / В. И. Васильев, А. И. Шевченко, С. Н. Эш. – Донецк : Наука і освіта, 2009. – 340 с.
11. *Yu, S.* Feature selection and classifier ensembles: a study on hyperspectral remote sensing data : proefschrift ... doctor in de wetenschappen / Yu Shixin. – Antwerpen : Universitaire Instelling Antwerpen, 2003. – 124 p.
12. Super-bit locality-sensitive hashing / [J. Jianqiu, J. Li, Sh. Yany, B. Zhang et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems / [eds. P. Bartlett et al.]. – 2012. – Vol. 25. – P. 108–116.
13. *Andoni, A.* Near-optimal hashing algorithms for approximate nearest neighbor in high dimensions / A. Andoni, P. Indyk // Communications of the ACM. – 2008. – Vol. 51, No. 1. – P. 117–122.
14. *Yang, X.* A scalable index architecture for supporting multi-dimensional range queries in peer-to-peer networks / X. Yang and Y. Hu // Collaborative computing: networking, applications and worksharing : International conference CollaborateCom-2006, Atlanta 17–20 November 2006 : proceedings. – P. 1–10.
15. Locality-sensitive hashing scheme based on p-stable distributions / A. Andoni, M. Datar, N. Immorlica, P. Indyk, V. Mirrokni // Nearest neighbor methods in learning and vision: theory and practice / [eds.: T. Darrell, P. Indyk, G. Shakhnarovich]. – MIT Press, 2006. – P. 55–67.

Стаття надійшла до редакції 23.04.2014.

Субботин С. А.

Д-р техн. наук, профессор, Запорожский национальный технический университет, Украина

МЕТОДЫ И ХАРАКТЕРИСТИКИ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ, СОХРАНЯЮЩИХ МЕСТОНАХОЖДЕНИЕ ЭКЗЕМПЛЯРОВ, В ЗАДАЧАХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Решена проблема разработки математического обеспечения для сокращения размерности данных. Впервые предложен набор быстрых преобразований из многомерного пространства на одномерную ось, позволяющих решать задачи извлечения и отбора признаков. Впервые предложен комплекс показателей и критериев качества преобразований на обобщенную ось. Предложенные преобразования и показатели программно реализованы и исследованы при решении практических задач.

Ключевые слова: выборка, экземпляр, признак, преобразование сохраняющее местонахождение, хеширование, распознавание образов, диагностирование, сокращение размерности.

Субботин С. О.

Д-р техн. наук, профессор, Запорожский национальный технический университет, Украина

МЕТОДИ І ХАРАКТЕРИСТИКИ ПЕРЕТВОРЕНЬ, ЩО ЗБЕРІГАЮТЬ РОЗТАШУВАННЯ ЕКЗЕМПЛЯРІВ, В ЗАДАЧАХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Вирішено проблему розроблення математичного забезпечення для скорочення розмірності даних. Вперше запропоновано набір швидких перетворень з багатовимірного простору на одновимірну вісь, що дозволяють вирішувати завдання витягу та відбору ознак. Вперше запропоновано комплекс показників і критеріїв якості перетворень на узагальнену вісь. Запропоновані перетворення і показники програмно реалізовано і досліджено при вирішенні практичних завдань.

Ключові слова: вибірка, екземпляр, ознака, перетворення що зберігає Місце розташування, гешування, розпізнавання образів, діагностування, скорочення розмірності.

REFERENCES

1. Jensen R., Shen Q. Computational intelligence and feature selection: rough and fuzzy approaches. Hoboken, John Wiley & Sons, 2008, 339 p.
2. Babak O. V. Reshenie nekotorykh zadach obrabotki dannykh na osnove metoda gene-ralnoy obobshchennoy peremennoy [The solution of some problems of data processing on the basis of the general generalized variable], *Problemy upravleniya i informatiki [Problems of Control and Informatics]*, 2002, No. 6, pp. 79–91.
3. Subbotin S. A., Oleinik An., Gofman E. A. et al. ed.: S. A. Subbotin. Intellectualnye informatsionnye tekhnologii proektirovaniya avtomatizirovannykh sistem diagnostirovaniya i raspoznavaniya obrazov : monografiya [Intelligent information technologies of automated diagnostic and pattern recognition systems design : monograph]. Kharkov, Company «SMIT», 2012, 318 p.
4. Lee T. W. Independent component analysis: theory and applications. Berlin, Springer, 2010, 248 p.
5. Lee J. A., Verleysen M. Nonlinear dimensionality reduction. New York, Springer, 2007, 308 p.
6. Dimension reduction : technical report UCD-CSI-2007-7 / University College Dublin ; C. Padraig. Dublin, 2007, 24 p.
7. Jiang Y., Zhang R., Liu G. [et al.] Multifactor dimensionality reduction for detecting haplotype-haplotype interaction, Fuzzy systems and knowledge discovery : Sixth international conference, Tianjin, 14–16 August 2009, proceedings, Los Alamitos, IEEE, 2009, pp. 241–245.
8. Kulis B., Surendran A. C., Platt J. C. Fast low-rank semidefinite programming for embedding and clustering [Electronic resource], *Artificial intelligence and statistics : Eleventh international conference*, San Juan, 21–24 March 2007 : proceedings, eds.: M. Meila, X. Shen. Madison, Omnipress, 2007, 8 p.
9. Babak O. V., Tatarinov A. E. Ob odnom podkhode k resheniyu zadach klassifikatsii v usloviyakh nepolnoty informatsii [An approach to solving classification problems under incomplete information], *Kibernetika i sistemnyy analiz [Cybernetics and Systems Analysis]*, 2005, No. 6, pp. 116–123.
10. Vasilev V. I., Shevchenko A. I., Esh S. N. Printsip reduksii v zadachakh obnaruzheniya zakononomernostey : monografiya [Principle of reductions in the problems of dependence detection: monograph]. Donetsk, Nauka i osvita [Donetsk, Nauka i osvita, publishing], 2009, 340 p.
11. Yu S. Feature selection and classifier ensembles: a study on hyperspectral remote sensing data : proefschrift ... doctor in de wetenschappen. Antwerpen, Universitaire Instelling Antwerpen, 2003, 124 p.
12. Jianqiu J., Li J., Yany Sh., Zhang B. et al.] Super-bit locality-sensitive hashing, *Advances in Neural Information Processing Systems*, [eds. P. Bartlett et al.], 2012, Vol. 25, pp. 108–116.
13. Andoni A., Indyk P. Near-optimal hashing algorithms for approximate nearest neighbor in high dimensions, *Communications of the ACM*, 2008, Vol. 51, No. 1, pp. 117–122.
14. Yang X., Hu Y. A scalable index architecture for supporting multi-dimensional range queries in peer-to-peer networks, *Collaborative computing: networking, applications and worksharing*, International conference CollaborateCom-2006, Atlanta 17–20 November 2006, proceedings, pp. 1–10.
15. Andoni A., Datar M., Immorlica N., Indyk P., Mirrokni V., eds.: T. Darrell, P. Indyk, G. Shakhnarovich Locality-sensitive hashing scheme based on p-stable distributions, Nearest neighbor methods in learning and vision: theory and practice, MIT Press, 2006, pp. 55–67.

¹Канд. техн. наук, старший науковий співробітник Проблемної НДЛ АСУ Харківського національного університету радіоелектроніки, Україна, E-mail: lehatish@gmail.com

²Канд. техн. наук, старший науковий співробітник, провідний науковий співробітник Проблемної НДЛ АСУ Харківського національного університету радіоелектроніки, Україна

³Аспірантка, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

ГІБРИДНА КАСКАДНА ОПТИМІЗОВАНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА

Запропоновано нову архітектуру та алгоритми навчання для гібридної каскадної нейронної мережі з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді. Запропонована гібридна каскадна нейронна мережа забезпечує обчислювальну простоту та характеризується як слідкуючими, так і фільтруючими властивостями.

Ключові слова: нейронна мережа, оптимальне навчання, обчислювальний інтелект, еволюціонуюча гібридна система.

ВСТУП

У цей час штучні нейронні мережі (ANNs) отримали широке поширення для розв'язання широкого класу проблем, пов'язаних з обробкою інформації, заданої або у формі таблиць «об'єкт – властивість», або часових рядів, що часто породжуються нестационарними нелінійними стохастичними або хаотичними системами. Переваги ANNs перед іншими підходами пояснюються, перш за все, їх універсальними апроксимуючими можливостями і здатністю до навчання.

Традиційно під навчанням розуміють процес налаштування синаптичних ваг мережі за допомогою тієї чи іншої процедури оптимізації, що відшукує екстремум заздалегідь заданого критерію навчання [1, 2]. Якість навчання може бути покращена шляхом настроювання не тільки синаптичних ваг, але й власне архітектури мережі. Ця ідея лежить в основі так званих еволюційних систем обчислювального інтелекту [3, 4], які отримують у теперішній час усе більш широке поширення. У рамках цього підходу можна виділити каскадні нейронні мережі [5–8] завдяки їх високій ефективності та простоті налаштування як синаптичних ваг, так і власне архітектури. Ця мережа стартує з найпростішої архітектури (перший каскад), утвореної пулом [5] нейронів, які навчаються незалежно. Кожен з нейронів пулу може відрізнитися від інших або активаційною функцією, або методом навчання, при цьому нейрони пулу в процесі навчання між собою не взаємодіють. Після того, як усі нейрони пулу першого каскаду налаштовані, з них обирається один найкращий у сенсі прийнятого критерію, всі ж інші видаляються, в результаті чого і формується перший каскад, утворений єдиним нейроном, синаптичні ваги якого надалі не налаштовуються – «заморожуються».

Після цього формується другий каскад, який, як правило, утворено пулом тих же нейронів з тією лише різницею, що ці нейрони мають додатковий вхід (а, отже, і додаткову синаптичну вагу), утворений виходом першого каскаду. Надалі все відбувається аналогічно до попереднього каскаду, в результаті чого другий каскад також

складається з єдиного найкращого нейрону із замороженими вагами. Нейрони третього каскаду мають вже по два додаткових входи: виходи першого і другого каскадів, надалі все відбувається аналогічно до попереднього каскаду. Процес нарощування каскадів еволюційної архітектури продовжується доти, доки не буде досягнуто необхідної якості розв'язання задачі на навчальній вибірці.

Автори найбільш популярної каскадної нейронної мережі CasCorLa Фальман та Леб'єр у якості нейронів мережі використовували елементарні перцептрони Ф. Розенблатта із традиційними сигмоїдальними активаційними функціями, синаптичні ваги яких налаштовуються за допомогою Quickprop-алгоритму, що є модифікацією δ -правила навчання.

У [9–16] в якості вузлів каскадної мережі були використані різні типи нейронів. Тут, однак, слід зазначити, що при роботі з різнотипними вузлами неможливо виділити в пулі єдиний найкращий нейрон. При роботі з нестационарними об'єктами може виникнути ситуація, коли на одній частині навчальної вибірки найкращим виявиться один нейрон, а на іншій – зовсім інший. У зв'язку з цим цілком природно в пулі зберігати всі нейрони (без визначення найкращого нейрона-переможця), а вихідний сигнал каскаду формувати шляхом об'єднання виходів усіх вузлів пулу на основі деякої оптимізаційної процедури, що породжується загальним критерієм якості роботи нейронної мережі.

Синтезу такої гібридної оптимізованої нейронної мережі і присвячено цю статтю.

АРХІТЕКТУРА КАСКАДНОЇ ОПТИМІЗОВАНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

На вхід мережі (рецепторний шар) надходить векторний сигнал $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$, де $k = 1, 2, \dots$ – або номер образу в таблиці «об'єкт – властивість», або поточний дискретний час. Цей сигнал подається на входи всіх нейронів мережі $N_j^{[m]}$ ($j = 1, 2, \dots, q$ – число нейронів у пулі, $m = 1, 2, \dots$ – номер каскаду), на

виходах яких з'являються сигнали $\hat{y}_j^{[m]}(k)$. Надалі ці сигнали об'єднуються за допомогою узагальнюючого нейрону $GN^{[m]}$, котрий формує оптимальний вихід m -го каскаду $\hat{y}^{*[m]}(k)$. При цьому, якщо на нейрони першого каскаду подається тільки вектор $x(k)$, котрий у загальному випадку може містити і сигнал зміщення $x_0(k) \equiv 1$, то нейрони другого каскаду мають додатковий вхід для сигналу $\hat{y}^{*[1]}(k)$, третього каскаду – два додаткових входи $\hat{y}^{*[1]}(k)$, $\hat{y}^{*[2]}(k)$, m -го каскаду – $(m-1)$ додаткових входів $\hat{y}^{*[1]}(k)$, $\hat{y}^{*[2]}(k), \dots, \hat{y}^{*[m-1]}(k)$. Каскади формуються в процесі навчання мережі, коли стає зрозуміло, що всі попередні каскади не забезпечують необхідну якість навчання.

НАВЧАННЯ ОКРЕМИХ НЕЙРОНІВ У КАСКАДНІЙ НЕЙРОННІЙ МЕРЕЖІ

Розглянемо ситуацію, коли j -ий нейрон m -го каскаду мережі є традиційним елементарним перцептроном Розенблатта з активаційною функцією

$$0 < \sigma_j^{[m]} \left(\gamma_j^{[m]} u_j^{[m]} \right) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma_j^{[m]} u_j^{[m]}}} < 1,$$

де $u_j^{[m]}$ – сигнал внутрішньої активації j -го нейрону m -го каскаду, $\gamma_j^{[m]}$ – параметр крутизни. Тоді вихідні сигнали нейронів пулу першого каскаду можуть бути представлені у формі

$$\hat{y}_j^{[1]} = \sigma_j^{[1]} \left(\gamma_j^{[1]} \sum_{i=0}^n w_{ji}^{[1]} x_i \right) = \sigma_j^{[1]} \left(\gamma_j^{[1]} w_j^{[1]T} x \right),$$

(тут $w_{ji}^{[1]}$ – i -а синаптична вага j -ого нейрону першого каскаду, $x = (1, x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, при цьому звичайно вхідні сигнали за допомогою елементарного перетворення кодуються так, що $0 \leq x_i \leq 1$, виходи нейронів другого каскаду:

$$\hat{y}_j^{[2]} = \sigma_j^{[2]} \left(\gamma_j^{[2]} \left(\sum_{i=0}^n w_{ji}^{[2]} x_i + w_{j,n+1}^{[2]} \hat{y}^{*[1]} \right) \right),$$

⋮

виходи m -го каскаду:

$$\begin{aligned} \hat{y}_j^{[m]} &= \sigma_j^{[m]} \left(\gamma_j^{[m]} \left(\sum_{i=0}^n w_{ji}^{[m]} x_i + w_{j,n+1}^{[m]} \hat{y}^{*[1]} + w_{j,n+2}^{[m]} \hat{y}^{*[2]} + \dots + w_{j,n+m-1}^{[m]} \hat{y}^{*[m-1]} \right) \right) = \\ &= \sigma_j^{[m]} \left(\gamma_j^{[m]} \sum_{i=0}^{n+m-1} w_{ji}^{[m]} x_i^{[m]} \right) = \\ &= \sigma_j^{[m]} \left(w_j^{[m]T} x^{[m]} \right), \end{aligned}$$

де $x^{[m]} = (x^T, \hat{y}^{*[1]}, \dots, \hat{y}^{*[m-1]})^T$.

Таким чином, каскадна мережа, що утворена перцептронами Розенблатта та складається з m каскадів, містить $\left(m(n+2) + \sum_{p=1}^{m-1} p \right)$ параметрів включно з параметрами крутизни $\gamma_j^{[p]}$, $p = 1, 2, \dots, m$.

У якості критерію навчання використовуватимемо традиційну квадратичну функцію

$$\begin{aligned} E_j^{[m]}(k) &= \frac{1}{2} \left(e_j^{[m]}(k) \right)^2 = \frac{1}{2} \left(y(k) - \hat{y}_j^{[m]}(k) \right)^2 = \\ &= \frac{1}{2} \left(y(k) - \sigma_j^{[m]} \left(\gamma_j^{[m]} u_j^{[m]}(k) \right) \right)^2 = \\ &= \frac{1}{2} \left(y(k) - \sigma_j^{[m]} \left(\gamma_j^{[m]} \sum_{i=0}^{n+m-1} w_{ji}^{[m]} x_i^{[m]}(k) \right) \right)^2 \quad (1) \\ &= \frac{1}{2} \left(y(k) - \sigma_j^{[m]} \left(\gamma_j^{[m]} w_j^{[m]T} x^{[m]}(k) \right) \right)^2, \end{aligned}$$

де $y(k)$ – зовнішній навчальний сигнал.

Процедура градієнтної оптимізації критерію (1) за $w_j^{[m]}$ може бути записана у рекурентній формі

$$\begin{aligned} w_j^{[m]}(k+1) &= w_j^{[m]}(k) - \eta_j^{[m]}(k+1) \nabla_{w_j^{[m]}} E_j^{[m]}(k+1) = \\ &= w_j^{[m]}(k) + \eta_j^{[m]}(k+1) e_j^{[m]}(k+1) \gamma_j^{[m]} \hat{y}_j^{[m]}(k+1) \times \\ &\times \left(1 - \hat{y}_j^{[m]}(k+1) \right) x^{[m]}(k+1) = \\ &= w_j^{[m]}(k) + \eta_j^{[m]}(k+1) e_j^{[m]}(k+1) \gamma_j^{[m]} J_j^{[m]}(k+1) \end{aligned} \quad (2)$$

(тут $\eta_j^{[m]}(k+1)$ – параметр **кроку** настроювання), а мінімізація (1) за параметром $\gamma_j^{[m]}$ може бути забезпечена за допомогою методу Крушке-Мовеллана [17]:

$$\begin{aligned} \gamma_j^{[m]}(k+1) &= \gamma_j^{[m]}(k) - \eta_j^{[m]}(k+1) \partial E_j^{[m]}(k+1) / \partial \gamma_j^{[m]} = \\ &= \gamma_j^{[m]}(k) + \eta_j^{[m]}(k+1) e_j^{[m]}(k+1) \hat{y}_j^{[m]}(k+1) \times \\ &\times \left(1 - \hat{y}_j^{[m]}(k+1) \right) u_j^{[m]}(k+1). \end{aligned} \quad (3)$$

Об'єднуючи процедури (2) та (3), приходимо до спільного методу навчання j -го нейрону m -го каскаду:

$$\begin{aligned} \left(\begin{array}{c} w_j^{[m]}(k+1) \\ \dots \\ \gamma_j^{[m]}(k+1) \end{array} \right) &= \left(\begin{array}{c} w_j^{[m]}(k) \\ \dots \\ \gamma_j^{[m]}(k) \end{array} \right) + \eta_j^{[m]}(k+1) e_j^{[m]}(k+1) \times \\ &\times \hat{y}_j^{[m]}(k+1) \left(1 - \hat{y}_j^{[m]}(k+1) \right) \left(\begin{array}{c} \gamma_j^{[m]} x^{[m]}(k+1) \\ \dots \\ u_j^{[m]}(k+1) \end{array} \right), \end{aligned}$$

або, вводячи нові позначення, у більш компактній формі:

$$\begin{aligned} \tilde{w}_j^{[m]}(k+1) &= \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \eta_j^{[m]}(k+1)e_j^{[m]}(k+1)\hat{y}_j^{[m]} \times \\ &\times (k+1)\left(1 - \hat{y}_j^{[m]}(k+1)\right)\tilde{x}^{[m]}(k+1) = \\ &= \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \eta_j^{[m]}(k+1)e_j^{[m]}(k+1)\tilde{J}_j^{[m]}(k+1). \end{aligned}$$

Поліпшити характер процесу настроювання можна, вводячи до алгоритму навчання регуляризуючий член [18–20], при цьому замість критерію навчання (1) використовується функція

$$E_j^{[m]}(k) = \frac{\eta}{2} \left(e_j^{[m]}(k) \right)^2 + \frac{1-\eta}{2} \left\| \tilde{w}_j^{[m]}(k) - \tilde{w}_j^{[m]}(k-1) \right\|^2, 0 < \eta \leq 1, (4)$$

а сам метод набуває вигляду:

$$\begin{aligned} \tilde{w}_j^{[m]}(k+1) &= \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \\ &+ \eta_j^{[m]}(k+1) \left(\eta e_j^{[m]}(k+1)\tilde{J}_j^{[m]}(k+1) + (1-\eta) \times \right. \\ &\left. \times \left(\tilde{w}_j^{[m]}(k) - \tilde{w}_j^{[m]}(k-1) \right) \right), \end{aligned} \quad (5)$$

що є модифікацією відомої процедури Сільви-Альмейди [19].

Використовуючи надалі підхід, запропонований у [21, 22], можна ввести до (5) згладжувальні і фільтруючі властивості. При цьому приходимо до кінцевої форми:

$$\left\{ \begin{aligned} \tilde{w}_j^{[m]}(k+1) &= \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \\ &+ \frac{\eta e_j^{[m]}(k+1)\tilde{J}_j^{[m]}(k+1) + (1-\eta) \left(\tilde{w}_j^{[m]}(k) - \tilde{w}_j^{[m]}(k-1) \right)}{r_j^{[m]}(k+1)}, \\ r_j^{[m]}(k+1) &= r_j^{[m]}(k) + \left\| \tilde{J}_j^{[m]}(k+1) \right\|^2 - \left\| \tilde{J}_j^{[m]}(k-s) \right\|^2, \end{aligned} \right. \quad (6)$$

де s – розмір ковзкого вікна.

Цікаво, що при $s = 1, \eta = 1$ приходимо до нелінійного варіанту оптимального за швидкодією методу Качмажа-Уїдрой-Хоффа [23–25]

$$\tilde{w}_j^{[m]}(k+1) = \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \frac{e_j^{[m]}(k+1)\tilde{J}_j^{[m]}(k+1)}{\left\| \tilde{J}_j^{[m]}(k+1) \right\|^2},$$

що широко використовується у практиці навчання штучних нейронних мереж.

ОПТИМІЗАЦІЯ ВИХІДНОГО СИГНАЛУ ПУЛУ НЕЙРОНІВ

Вихідні сигнали всіх нейронів пулу кожного каскаду об'єднуються нейроном $GN^{[m]}$, вихід якого $\hat{y}^{*[m]}(k)$ за точністю повинен перевершувати будь-який з сигналів $\hat{y}_j^{[m]}(k)$. Ця задача може бути розглянута з позицій нелінійного про-

грамування з використанням адаптивного узагальненого прогнозування [26–31].

Вводячи до розгляду вектор вихідних сигналів пулу m -го каскаду $\hat{y}^{[m]}(k) = \left(\hat{y}_1^{[m]}(k), \hat{y}_2^{[m]}(k), \dots, \hat{y}_q^{[m]}(k) \right)^T$, формуватимемо оптимальний вихідний сигнал нейрону $GN^{[m]}$, що є по суті адаптивним лінійним асоціатором [1, 2], у вигляді

$$\hat{y}^{*[m]}(k) = \sum_{j=1}^q c_j^{[m]} \hat{y}_j^{[m]}(k) = c^{[m]T} \hat{y}^{[m]}(k)$$

за додаткових обмежень на незміщеність

$$\sum_{j=1}^q c_j^{[m]} = E^T c^{[m]} = 1, \quad (7)$$

де $c^{[m]} = \left(c_1^{[m]}, c_2^{[m]}, \dots, c_q^{[m]} \right)^T$, $E = (1, 1, \dots, 1)^T$ – $(q \times 1)$ – вектори.

Вводячи надалі критерій навчання на ковзному вікні

$$\begin{aligned} E^{[m]}(k) &= \frac{1}{2} \sum_{\tau=k-s+1}^k \left(y(\tau) - \hat{y}^{*[m]}(\tau) \right)^2 = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{\tau=k-s+1}^k \left(y(\tau) - c^{[m]T} \hat{y}^{[m]}(\tau) \right)^2, \end{aligned}$$

з урахуванням обмеження (7), запишемо функцію Лагранжа вигляду

$$L^{[m]}(k) = E^{[m]}(k) + \lambda \left(1 - E^T c^{[m]} \right), \quad (8)$$

де λ – невизначений множник Лагранжа.

Пряма мінімізація (8) за $c^{[m]}$ веде до співвідношення

$$\left\{ \begin{aligned} \hat{y}^{*[m]}(k+1) &= \frac{\hat{y}^{[m]T}(k+1) P^{[m]}(k+1) E}{E^T P^{[m]}(k+1) E}, \\ P^{[m]}(k+1) &= \left(\sum_{\tau=k-s+2}^{k+1} \hat{y}^{[m]}(\tau) \hat{y}^{[m]T}(\tau) \right)^{-1} \end{aligned} \right. \quad (9)$$

або в рекурентній формі:

$$\left\{ \begin{aligned} \tilde{P}^{[m]}(k+1) &= P^{[m]}(k) - \\ &- \frac{P^{[m]}(k) \hat{y}^{[m]}(k+1) \hat{y}^{[m]T}(k+1) P^{[m]}(k)}{1 + \hat{y}^{[m]T}(k+1) P^{[m]}(k) \hat{y}^{[m]}(k+1)}, \\ P^{[m]}(k+1) &= \tilde{P}^{[m]}(k+1) + \\ &+ \frac{\tilde{P}^{[m]}(k+1) \hat{y}^{[m]}(k-s+1) \hat{y}^{[m]T}(k-s+1) \tilde{P}^{[m]}(k+1)}{1 - \hat{y}^{[m]T}(k-s+1) \tilde{P}^{[m]}(k+1) \hat{y}^{[m]}(k-s+1)}, \\ \hat{y}^{*[m]}(k+1) &= \frac{\hat{y}^{[m]}(k+1) P^{[m]}(k+1) E}{E^T P^{[m]}(k+1) E}. \end{aligned} \right. \quad (10)$$

При $s = 1$ співвідношення (9), (10) набувають вкрай простого вигляду:

$$\hat{y}^{*[m]}(k+1) = \frac{\hat{y}^{[m]T}(k+1)\hat{y}^{[m]}(k+1)}{E^T \hat{y}^{[m]}(k+1)} = \frac{\|\hat{y}^{[m]}(k+1)\|^2}{E^T \hat{y}^{[m]}(k+1)} = \frac{\sum_{j=1}^q (\hat{y}_j^{[m]}(k+1))^2}{\sum_{j=1}^q \hat{y}_j^{[m]}(k+1)}. \quad (11)$$

Тут важливо відзначити, що як навчання нейронів у каскадах, так і навчання узагальнюючих нейронів можна організувати в адаптивному режимі. При цьому ваги всіх попередніх каскадів не заморожуються, а постійно налаштовуються, число каскадів може як збільшуватися, так і зменшуватися, що вигідно відрізняє запропоновану нейронну мережу від відомих каскадних систем.

ВИСНОВОК

У статті запропоновано архітектуру та методи навчання гібридної оптимізованої каскадної нейронної мережі, що відрізняється від відомих каскадних систем обчислювального інтелекту можливістю обробки часових рядів в адаптивному режимі, що дає можливість обробляти нестационарні стохастичні та хаотичні сигнали нелінійних об'єктів з необхідною точністю. У порівнянні зі своїми прототипами запропонована система відрізняється обчислювальною простотою і відзначається як слідкуючими, так і фільтруючими властивостями.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Cichocki, A. Neural Networks for Optimization and Signal Processing / A. Cichocki, R. Unbehauen. – Stuttgart : Teubner, 1993. – 526 p.
2. Haykin, S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation / S. Haykin. – Upper Saddle River : Prentice Hall, 1999. – 842 p.
3. Kasabov, N. Evolving Connectionist Systems / Kasabov N. – London : Springer-Verlag, 2003. – 307 p.
4. Lughofer, E. Evolving Fuzzy Systems – Methodologies, Advanced Concepts and Applications / Lughofer E. – Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2011. – 454 p.
5. Fahlman, S. E. The cascade-correlation learning architecture. Advances in Neural Information Processing Systems / S. E. Fahlman, C. Lebiere ; Ed. by D. S. Touretzky. – San Mateo, CA : Morgan Kaufman, 1990. – P. 524–532.
6. Prechelt, L. Investigation of the Cascor family of learning algorithms / Prechelt L. // Neural Networks. – 1997. – vol. 10. – P. 885–896.
7. Schalkoff, R. J. Artificial Neural Networks / Schalkoff R. J. – N. Y. : The McGraw-Hill Comp., 1997. – 528 p.
8. Avedjan, E. D. Cascade neural networks / E. D. Avedjan, G. V. Barkan, I. K. Levin // Avtomatika i telemekhanika. – 1999. – No. 3. – P. 38–55.
9. Bodyanskiy, Ye. The cascaded orthogonal neural network / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov, I. Pliss, Ye. Viktorov ; Eds. by K. Markov, K. Ivanova, I. Mitov // Information Science & Computing. – Sofia, Bulgaria : FOI ITHEA. – 2008. – Vol. 2. – P. 13–20.
10. Bodyanskiy, Ye. The cascaded neo-fuzzy architecture and its on-line learning algorithm / Ye. Bodyanskiy, Ye. Viktorov ; Eds. by K. Markov, P. Stanchev, K. Ivanova, I. Mitov // Intelligent Processing. – 9. – Sofia : FOI ITHEA, 2009. – P. 110–116.
11. Bodyanskiy, Ye. The cascaded neo-fuzzy architecture using cubic-spline activation functions / Ye. Bodyanskiy, Ye. Viktorov // Int. J. «Information Theories & Applications». – 2009. – vol. 16, No. 3. – P. 245–259.
12. Bodyanskiy, Ye. The cascade growing neural network using quadratic neurons and its learning algorithms for on-line information processing / Ye. Bodyanskiy, Ye. Viktorov, I. Pliss ; Eds. by G. Setlak, K. Markov // Intelligent Information and Engineering Systems. – 13. – Rzeszov-Sofia : FOI ITHEA, 2009. – P. 27–34.
13. Kolodyazhnyi, V. Cascaded multi-resolution spline-based fuzzy neural / V. Kolodyazhnyi, Ye. Bodyanskiy ; Eds. by P. Angelov, D. Filev, N. Kasabov // Proc. Int. Symp. on Evolving Intelligent Systems. – Leicester, UK : De Montfort University, 2010. – P. 26–29.
14. Bodyanskiy, Ye. Cascaded GMDH-wavelet-neuro-fuzzy network / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, N. Teslenko // Proc 4th Int. Workshop on Inductive Modelling «IWIM 2011». – Kyiv, 2011. – P. 22–30.
15. Bodyanskiy, Ye. Hybrid cascaded neural network based on wavelet-neuron / Ye. Bodyanskiy, O. Kharchenko, O. Vynokurova // Int. J. Information Theories & Applications. – 2011. – vol. 18, No. 4. – P. 335–343.
16. Bodyanskiy, Ye. Evolving cascaded neural network based on multidimensional Epanechnikov's kernels and its learning algorithm / Ye. Bodyanskiy, P. Grimm, N. Teslenko // Int. J. Information Technologies & Knowledge. – 2011. – vol. 5, No. 1. – P. 25–30.
17. Kruschke, J. K. Benefits of gain: speed learning and minimum layers backpropagation networks / J. K. Kruschke, J. R. Movellan // IEEE Trans. on Syst., Man. And Cybern. – 1991. – vol. 21. – P. 273–280.
18. Chan, L. W. An adaptive learning algorithm for backpropagation networks / L. W. Chan, F. Fallside // Computer Speech and Language. – 1987. – vol. 2. – P. 205–218.
19. Silva, F. M. Speeding up backpropagation / F. M. Silva, L. B. Almeida ; Ed. by R. Eckmiller // Advances of Neural Computers. – North-Holland : Elsevier Science Publishers. – B. V., 1990. – P. 151–158.
20. Veitch, A. C. A modified quickprop algorithm / A. C. Veitch, G. Holmes // Neural Computation. – 1991. – vol. 3. – P. 310–311.
21. Bodyanskiy, Ye. An adaptive learning algorithm for a neuro-fuzzy network / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhnyi, A. Stephan ; Ed. by B. Reusch // Computational Intelligence: Theory and Applications. – Berlin-Heidelberg-New-York: Springer, 2001. – P. 68–75.
22. Otto, P. A new learning algorithm for a forecasting neuro-fuzzy network / P. Otto, Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhnyi // Integrated Computer-Aided Engineering. – 2003. – vol. 10, No. 4. – P. 399–409.
23. Kaczmarz, S. Angenaeherte Ausloesung von Systemen linearer Gleichungen / Kaczmarz S. // Bull. Int. Acad. Polon. Sci. – 1937. – Let. A. – P. 355–357.
24. Kaczmarz, S. Approximate solution of systems of linear equations / Kaczmarz S. // Int. J. Control. – 1993. – vol. 53. – P. 1269–1271.

25. Widrow, B. / Adaptive switching circuits / Widrow B., Hoff Jr. M. E. // 1960 URE WESCON Convention Record. – N. Y. : IRE, 1960. – Part 4. – P. 96–104.
26. Бодянский, Е. Адаптивно прогнозиране на нестационарни процеси / Е. Бодянский, И. Плисс, Н. Маджаров // Автоматика и изчислителна техника. – 1983. – № 6. – С. 5–12.
27. Бодянский, Е. В. Адаптивное обобщенное прогнозирование многомерных случайных последовательностей / Е. В. Бодянский, И. П. Плисс, Т. В. Соловьева // Докл. АН УССР. – 1989. – Сер. А. – № 9. – С. 73–75.
28. Bodyanskiy, Ye. Adaptive generalized forecasting of multivariate stochastic signals / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss // Proc. Latvian Sign. Proc. Int. Conf. – Riga, 1990. – V. 2. – P. 80–83.
29. Bodyanskiy, Ye. Algorithm for adaptive identification of dynamical parametrically nonstationary objects / Ye. Bodyanskiy, S. Vorobyov, A. Stephan // J. Computer and Systems Sci. Int. – 1999. – vol. 38, No. 1. – P. 14–38.
30. Bodyanskiy, Ye. Recurrent neural network detecting changes in the properties of nonlinear stochastic sequences / Ye. Bodyanskiy, S. Vorobyov // Automation and Remote Control. – 2000. – vol. 61, No. 7. – Part 1. – P. 1113–1124.
31. Vorobyov, S. An adaptive noise cancellation for multisensory signals / S. Vorobyov, A. Cichocki, Ye. Bodyanskiy // Fluctuation and Noise Letters. – 2001. – vol. 1, No. 1. – P. 13–24.

Стаття надійшла до редакції 21.02.2014.

Тищенко А. К.¹, Плисс И. П.², Копалиани Д. С.³

¹Канд. техн. наук, старший научный сотрудник Проблемной НИЛ АСУ Харьковского национального университета радиоелектроники, Украина

²Канд. техн. наук, старший научный сотрудник, ведущий научный сотрудник Проблемной НИЛ АСУ Харьковского национального университета радиоелектроники, Украина

³Аспирантка, Харьковский национальный университет радиоелектроники, Украина

ГИБРИДНАЯ КАСКАДНАЯ ОПТИМИЗИРОВАННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Предложена новая архитектура и алгоритмы ее обучения для гибридной каскадной нейронной сети с оптимизацией пула нейронов в каждом каскаде. Предложенная гибридная каскадная нейронная сеть обеспечивает вычислительную простоту и характеризуется следящими и фильтрующими свойствами.

Ключевые слова: нейронная сеть, оптимальное обучение, вычислительный интеллект, эволюционирующая гибридная система.

Tyshchenko O. K.¹, Pliss I. P.², Kopaliani D. S.³

¹Ph.D, Senior Researcher at Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

²Ph.D, Leading Researcher, Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

³Post-graduate student, Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

A HYBRID CASCADE OPTIMIZED NEURAL NETWORK

A new architecture and learning algorithms for a hybrid cascade optimized neural network is proposed. The proposed hybrid system is different from existing cascade systems in its capability to operate in an online mode, which allows it to work with both non-stationary and stochastic nonlinear chaotic signals with the required accuracy. The proposed hybrid cascade neural network provides computational simplicity and possesses both tracking and filtering capabilities.

Keywords: neural network, optimal learning, computational intelligence, evolving hybrid system.

REFERENCES

1. Cichocki A., Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing. Stuttgart, Teubner, 1993, 526 p.
2. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation, Upper Saddle River, Prentice Hall, 1999, 842 p.
3. Kasabov N. Evolving Connectionist Systems. London, Springer-Verlag, 2003, 307 p.
4. Lughofer E. Evolving Fuzzy Systems – Methodologies, Advanced Concepts and Applications. Berlin-Heidelberg, Springer-Verlag, 2011, 454 p.
5. Fahlman S. E., Lebiere C. The cascade-correlation learning architecture. Advances in Neural Information Processing Systems, Ed. by D. S. Touretzky, San Mateo, CA, Morgan Kaufman, 1990, pp. 524–532.
6. Prechelt L. Investigation of the Cascor family of learning algorithms, *Neural Networks*, 1997, vol. 10, pp. 885–896.
7. Schalkoff R. J. Artificial Neural Networks. N.Y, The McGraw-Hill Comp., 1997, 528 p.
8. Avedjan E. D., Barkan G. V., Levin I. K. Cascade neural networks, *Avtomatika i telemekhanika*, 1999, No. 3, pp. 38–55.
9. Bodyanskiy Ye., Dolotov A., Pliss I., Viktorov Ye. The cascaded orthogonal neural network, Eds. by K. Markov, K. Ivanova, I. Mitov, *Information Science & Computing*, Sofia, FOI ITHEA, 2008, Vol. 2, pp. 13–20.
10. Bodyanskiy Ye., Viktorov Ye. The cascaded neo-fuzzy architecture and its on-line learning algorithm, Eds. by K. Markov, P. Stanchev, K. Ivanova, I. Mitov, *Intelligent Processing*, 9, Sofia, FOI ITHEA, 2009, pp. 110–116.
11. Bodyanskiy Ye., Viktorov Ye. The cascaded neo-fuzzy architecture using cubic-spline activation functions, *Int. J. «Information Theories & Applications»*, 2009, vol. 16, No. 3, pp. 245–259.
12. Bodyanskiy Ye., Viktorov Ye., Pliss I. The cascade growing neural network using quadratic neurons and its learning algorithms for on-line information processing, Eds. by G. Setlak, K. Markov, *Intelligent Information and Engineering Systems*, 13, Rzeszov-Sofia, FOI ITHEA, 2009, pp. 27–34.

13. Kolodyazhniy V., Bodyanskiy Ye. Cascaded multi-resolution spline-based fuzzy neural network, Eds. by P. Angelov, D. Filev, N. Kasabov, *Proc. Int. Symp. on Evolving Intelligent Systems*, Leicester, UK, De Montfort University, 2010, pp. 26–29.
14. Bodyanskiy Ye., Vynokurova O., Teslenko N. Cascaded GMDH-wavelet-neuro-fuzzy network, *Proc 4th Int. Workshop on Inductive Modelling «IWIM 2011»*. Kyiv, 2011, pp. 22–30.
15. Bodyanskiy Ye., Kharchenko O., Vynokurova O. Hybrid cascaded neural network based on wavelet-neuron, *Int. J. Information Theories & Applications*. 2011, 18, No. 4, pp. 335–343.
16. Bodyanskiy Ye., Grimm P., Teslenko N. Evolving cascaded neural network based on multidimensional Epanechnikov's kernels and its learning algorithm, *Int. J. Information Technologies & Knowledge*, 2011, vol. 5, No. 1, pp. 25–30.
17. Kruschke J. K., Movellan J. R. Benefits of gain: speed learning and minimum layers backpropagation networks, *IEEE Trans. on Syst., Man. And Cybern*, 1991, 21, pp. 273–280.
18. Chan L. W., Fallside F. An adaptive learning algorithm for backpropagation networks, *Computer Speech and Language*, 1987, 2, pp. 205–218.
19. Silva F. M., Almeida L. B. Speeding up backpropagation, Ed. by R. Eckmiller, *Advances of Neural Computers*. North-Holland, Elsevier Science Publishers, B.V., 1990, pp. 151–158.
20. Veitch A. C., Holmes G. A modified quickprop algorithm, *Neural Computation*, 1991, 3, pp. 310–311.
21. Bodyanskiy Ye., Kolodyazhniy V., Stephan A. An adaptive learning algorithm for a neuro-fuzzy network, Ed. by B. Reusch, *Computational Intelligence: Theory and Applications*, Berlin-Heidelberg-New-York, Springer, 2001, pp. 68–75.
22. Otto P., Bodyanskiy Ye., Kolodyazhniy V. A new learning algorithm for a forecasting neuro-fuzzy network, *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2003, vol. 10, No. 4, pp. 399–409.
23. Kaczmarz S. Angenaeherete Ausloesung von Systemen linearer Gleichungen, *Bull. Int. Acad. Polon. Sci*, 1937, Let. A, pp. 355–357.
24. Kaczmarz S. Approximate solution of systems of linear equations, *Int. J. Control*, 1993, vol. 53, pp. 1269–1271.
25. Widrow B., Hoff Jr. M. E. Adaptive switching circuits, *1960 URE WESCON Convention Record*, N.Y, IRE, 1960, Part 4, pp. 96–104.
26. Bodyanskiy Ye., Pliss I., Madjarov N. Adaptive forecasting of nonstationary processes, *Avtomatika I Izchislitelna Tekhnika*, 1983, No. 6, pp. 5–12.
27. Bodyanskiy Ye., Pliss I. P., Solovyova T. V. Adaptive generalized forecasting of multidimensional stochastic sequences, *Doklady AN USSR*, 1989, A, No. 9, pp. 73–75.
28. Bodyanskiy Ye., Pliss I. Adaptive generalized forecasting of multivariate stochastic signals, *Proc. Latvian Sign. Proc. Int. Conf. Riga*, 1990, V. 2, pp. 80–83.
29. Bodyanskiy Ye., Vorobyov S., Stephan A. Algorithm for adaptive identification of dynamical parametrically nonstationary objects, *J. Computer and Systems Sci. Int*, 1999, vol. 38, No. 1, pp. 14–38.
30. Bodyanskiy Ye., Vorobyov S. Recurrent neural network detecting changes in the properties of nonlinear stochastic sequences, *Automation and Remote Control*, 2000, vol. 61, No. 7, Part 1, pp. 1113–1124.
31. Vorobyov S., Cichocki A., Bodyanskiy Ye. An adaptive noise cancellation for multisensory signals, *Fluctuation and Noise Letters*, 2001, 1, No. 1, pp. 13–24.

ПРОГРЕСИВНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

ПРОГРЕССИВНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

PROGRESSIV INFORMATICS TECHNOLOGIES

УДК 004.056.53:003.26

Андрущенко Д. М.

*Младший научный сотрудник, ассистент, Запорожский национальный технический университет, Украина,
E-mail: andrush85@mail.ru*

ЗАЩИТА АВТОРСКИХ ПРАВ НА ЦИФРОВЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Разработан метод встраивания цифровых водяных знаков с использованием электронных цифровых подписей сторон, участвующих в процессе передачи авторского права. Метод позволяет правообладателю выявить нарушителя при появлении контрафактных копий его продукта, обнаружить и подтвердить факт незаконного использования изображений при возникновении спорных ситуаций в судебном порядке. Кроме того, метод позволяет лицензиату продукта в случае ложного обвинения доказать факт законного использования.

Ключевые слова: метод защиты авторских прав, цифровые изображения, подтверждение авторства, выявление правонарушителя.

ВВЕДЕНИЕ

Цифровое изображение как продукт деятельности высококвалифицированных специалистов часто создается в коммерческих целях и характеризуется большой трудоемкостью и ценностью. Поэтому несанкционированное использование изображений зачастую приносит убытки его правообладателю.

Закон об авторском праве и смежных правах [1] свидетельствует, что авторское право на произведение возникает в результате факта его создания. А для возникновения и осуществления авторского права не требуется регистрация произведения. Однако, несмотря на это, вследствие возникновения споров может понадобиться подтверждение факта создания фотографического произведения настоящим автором в судебном порядке или подтверждение факта заключения лицензионного договора.

Для защиты авторских прав на цифровые изображения в последнее время предложено достаточно много методов, основанных на компьютерной стеганографии [2, 3].

Одни из них предназначены для создания технологических препятствий нарушению авторских и смежных прав на цифровые изображения [2]. При этом они основаны на том, что устройство, на котором воспроизводится цифровой объект, получает информацию о нали-

чий прав у издателя и принимает решение о разрешении доступа к информации пользователю [4]. Однако, такие способы не позволяют предотвратить возможность недобросовестным пользователям, получившим разрешение на доступ к информации, сделать контрафактную копию цифрового объекта. А если количество пользователей достаточно велико, правообладатель не сможет обнаружить правонарушителя.

Другие способы защиты авторских прав изображений основаны на встраивании цифровых водяных знаков (ЦВЗ) путем изменения частотных коэффициентов в пределах матрицы преобразования [5]. Тогда в случае правонарушения наличие ЦВЗ в изображении подтверждает права автора. Однако такие способы не предусматривают возможности определения правонарушителя авторских прав при выявлении факта появления контрафактной копии.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Цель данной работы состоит в разработке более эффективного способа защиты авторских прав на цифровые изображения, который расширит возможности существующих способов и позволит правообладателю выявлять правонарушителей при появлении контрафактных копий.

Автором пропонується в процесі встраивання цифрового водяного знака його попередньо розділити на дві або більше частей так, щоб кожна з них не могла бути створена окремо від другої [6]. Відповідно, повинні бути сформовані два або більше ключей для вилучення цих частей цифрового водяного знака.

Для встраивання цифрового водяного знака використовується частотна область зображення. Встраивання проводиться на основі дискретного косинусного перетворення точок зображення в частотні коефіцієнти шляхом зміни цих коефіцієнтів. При необхідності можна вилучити кожен частинку цифрового водяного знака, використовуючи відповідне дискретне косинусне перетворення, шляхом порівняння значень частотних коефіцієнтів з відомими значеннями.

Наявність двох або більше частей цифрового водяного знака в копії цифрового зображення, не дублюючихся, а узгоджених між собою так, щоб кожна з них не може бути створена окремо від інших частей, дозволяє власникам ключей окремо від друга ідентифікувати копію зображення і виявляти факт порушення без знання інших ключей. Узгодження різних частей цифрового водяного знака між собою і неможливість створення різних частей окремо від друга дозволяють власнику при виявленні факта правопорушення ідентифікувати правопорушителя.

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЙ МЕТОД ЗАЩИТЫ

Метод, запропонований в цій роботі, заключається в наступному:

1. При передачі майнових прав на об'єкт авторських прав складається ліцензійна угода, яку підписують електронними цифровими підписами різних сторін. Таким чином, вони підтверджують згоду з іншою.

2. З поочередно йдучих бітів електронних цифрових підписів складається ЦВЗ. При цьому кожна з цифрових підписів формує окрему частину ЦВЗ.

3. Для приховування даних використовують частотну область контейнера. Для цього зображення розбивається на блоки розмірністю 8×8 пікселів, і до кожного блоку застосовується двовимірне дискретне косинусне перетворення (ДКП). Кожен блок придатний для запису одного біта інформації. Перед встраиванням ЦВЗ довільним чином вибирається стільки блоків ДКП, скільки бітів в ЦВЗ.

4. Надійне обличчя або апаратне пристрій встраиває в оригінал зображення цифровий водяний знак, який складається з цих електронних цифрових підписів. Для встраивання кожного біта ЦВЗ використовується черговий блок ДКП, який входить в вибрану групу блоків. Вибираються N довільних коефіцієнтів ДКП з діапазону середніх і низьких частот, які задаються координатами (v_1, v_1) , (v_2, v_2) , ..., (v_N, v_N) . Також вибираються дві фіксовані величини S і P . Для передачі біта «0» коефіцієнти з координатами (v_1, v_1) ,

(v_2, v_2) , ..., (v_N, v_N) змінюються так, щоб середнє арифметичне цих коефіцієнтів стало не менше величини $S + P$. А для передачі біта «1» змінюються так, щоб їх середнє арифметичне стало не вище, ніж $(S - P)$.

5. Після встраивання ЦВЗ кожна з сторін, яка бере участь в ліцензійній угоді, отримує ключ, який складається з величин K_{bi} , необхідних для вилучення бітів електронної цифрової підписи одного з учасників. Величина K_{bi} включає в себе номер блоку ДКП, в який вбудований i -ий біт даних ЦВЗ, і координати (v_1, v_1) , (v_2, v_2) , ..., (v_N, v_N) , необхідні для вилучення i -ого біта.

6. При вилученні бітів цифрового водяного знака з відомого блоку ДКП і відомих коефіцієнтів, заданих координатами (v_1, v_1) , (v_2, v_2) , ..., (v_N, v_N) , якщо середнє арифметичне значення коефіцієнтів більше S , то вилучається значення 0, інакше вилучається значення 1.

Оптимальне значення S рівно математичному очікуванню середнього значення коефіцієнтів з координатами (v_1, v_1) , (v_2, v_2) , ..., (v_N, v_N) , обчисленому на основі вибірки з деякого числа блоків ДКП.

Порог встраивання P впливає на стійкість стеганосистеми. Чим більше значення P , тим більше стеганосистема стійка до спотворення зображення, але тим гірше стає якість зображення при встраиванні інформації.

Кількість вибраних коефіцієнтів N лежить в діапазоні від 1 до 15 і впливає на прихованість стеганографічної системи, чим більше значення N , тим складніше проводити її стеганоаналіз.

ПРИМЕР ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ПРОТОКОЛА

Приведемо приклад використання запропонованого методу на практиці.

Пусть издательству (лицензиат L) необходимо приобрести имущественные права на фотографию (рис. 1), владельцем которой является фотостудия или частный фотограф (лицензиар F). Для этого представители обеих сторон подписывают лицензионный договор своими



Рис. 1. Зображення бджоли (оригінал) і вибраний фрагмент для встраивання ЦВЗ

электронными цифровыми подписями. При этом в договоре содержится уменьшенная копия изображения, права и обязанности сторон.

При использовании предложенного метода защиты каждым участником генерируются электронные коды: $E1$ – электронная цифровая подпись лицензиата L и $E2$ – электронная цифровая подпись лицензиара F . После того электронный нотариус M создает метку времени [7] для подписанного лицензионного договора и заверяет ее своей электронной цифровой подписью, получая тем самым электронный код $E3$. Далее доверенное лицо T или аппаратное устройство получает оригинал изображения и электронные коды $E1$, $E2$, $E3$ и встраивает цифровой водяной знак, представляющий собой чередующиеся биты электронных кодов $E1$, $E2$ и $E3$.

Для извлечения цифрового водяного знака доверенное лицо T формирует ключи $K1$, $K2$ и $K3$. При этом ключ $K1$ позволяет извлекать только электронный код $E1$, ключ $K2$ позволяет извлекать только электронный код $E2$, ключ $K3$ позволяет извлекать только электронный код $E3$.

Лицензиат L получает ключ $K2$, который позволяет извлечь из изображения электронную цифровую подпись лицензиара F (код $E2$), лицензиар F получает ключ $K1$, который позволяет извлекать электронную цифровую подпись лицензиата L (код $E1$). Ключ $K3$ получает электронный нотариус M .

При возникновении спора о нарушении авторского права как стороне, получившей лицензию, так и самому лицензиару может понадобиться подтверждение факта заключения лицензионного соглашения в судебном процессе.

В таком случае для защиты своих прав при легальном использовании изображения лицензиат L может предъявить в судебном процессе лицензионный договор вместе со своим ключом $K1$ для извлечения электронной цифровой подписи лицензиара $E2$. А для защиты прав лицензиара F в случае выявления правонарушения он может предъявить в судебном процессе лицензионный договор вместе со своим ключом $K2$ для извлечения электронной цифровой подписи лицензиата $E1$. Кроме того, может быть привлечен электронный нотариус M для подтверждения метки времени.

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДА

Программная реализация метода выполнена на языке программирования C#.

Пример реализации функции, осуществляющей встраивание, представлен в листинге 1, фрагмент реализации функции, осуществляющей извлечение данных, представлен в листинге 2.

Листинг 1. Фрагмент программы для встраивания битов ЦВЗ в изображение на языке программирования C#:

```
public const int N = 8;
public float[, ,] EmbedWatermark(float[, ,] DCT, int imax,
int jmax, float Sum, float P)
{
    float[, ,] DCT_emb = new float[imax, jmax][, ,];
```

```
    for (int i = 0; i < imax; i++)
    {
        for (int j = 0; j < jmax; j++)
        {
            DCT_emb[i, j] = new float[8, 8];
            for (int ii = 0; ii < 8; ii++)
                for (int jj = 0; jj < 8; jj++)
                    DCT_emb[i, j][ii, jj] = DCT[i, j][ii, jj]
                    float PP = Sum + P - (DCT_emb[i, j][3, 4]
                    + DCT_emb[i, j][4, 3]) / 2;
                    if (P > 0 && PP > 0)
                    {
                        DCT_emb[i, j][3, 4] = DCT_emb[i, j][3, 4] + PP;
                        DCT_emb[i, j][4, 3] = DCT_emb[i, j][4, 3] + PP;
                    }
                    if (P < 0 && PP < 0)
                    {
                        DCT_emb[i, j][3, 4] = DCT_emb[i, j][3, 4] + PP;
                        DCT_emb[i, j][4, 3] = DCT_emb[i, j][4, 3] + PP;
                    }
                }
            }
        }
    }
}
public static float[,] DirectDct(float[,] image)
{
    float[,] DctResult = new float[N, N];
    for (int u = 0; u < N; u++) {
        for (int v = 0; v < N; v++) {
            double matrixSum = 0;
            for (int x = 0; x < N; x++)
            {
                double rowSum = 0;
                for (int y = 0; y < N; y++)
                {
                    rowSum += C(x) * C(y) * image[x, y] *
                    Math.Cos((2 * u + 1) * x * Math.PI / 2 / N) *
                    Math.Cos((2 * v + 1) * y * Math.PI / 2 / N);
                }
                matrixSum += rowSum;
            }
            DctResult[u, v] = (float)(matrixSum / Math.Sqrt(2 * N));
        }
    }
    return DctResult;
}
```

Листинг 2. Фрагмент программы для извлечения битов ЦВЗ из изображения на языке программирования C#:

```
public string ExtractWatermark(float[, ,] DCT_emb,
int imax, int jmax, float Sum)
{
    string result = “”;
    for (int i = 0; i < imax; i++)
    {
        for (int j = 0; j < jmax; j++)
        {
            if ((DCT_emb[i, j][3, 4] + DCT_emb[i, j][4, 3]) / 2 > Sum)
                result += “1”;
```

```

        else result += "0";
    }
}
return result;
}

```

Примеры работы программы для различных значений порога встраивания P представлены на рис. 2. На рис. 2, *а* показан фрагмент канала синего цвета для изображения пчелы со встроенным ЦВЗ с порогом встраивания $P=5$, на рис. 2, *б* – ЦВЗ с порогом встраивания $P=25$, а на рис. 2, *в* – с порогом встраивания $P=45$. Примеры показывают, что чем больше порог встраивания, тем сильнее ухудшается качество изображения при встраивании ЦВЗ.

ВЫВОДЫ

Разработан метод защиты авторских прав на цифровые изображения, который позволяет расширить возмож-

ности существующих методов. Размещение электронных цифровых подписей лицензиата, лицензиара и электронного нотариуса непосредственно в статическом изображении в виде цифрового водяного знака исключает возможность использования объекта авторского права отдельно от лицензионного договора. Тем самым, при появлении контрафактной копии изображения правообладатель может быстро идентифицировать правонарушителя, а нарушение условий лицензионного договора может быть выявлено и доказано в судебном процессе. Кроме того, неоправданное обвинение может быть опровергнуто лицензиатом благодаря извлечению электронной цифровой подписи лицензиара. А при появлении спора может быть привлечен электронный нотариус для подтверждения факта заключения договора, благодаря извлечению электронной цифровой подписи нотариуса.



а)



б)



в)

Рис. 2. Канал синего цвета фрагмента изображения пчелы со встроенным водяным знаком и порогом встраивания *а)* $P=5$; *б)* $P=25$; *в)* $P=45$

Расчет экономической эффективности и теоретической окупаемости использования метода в стеганографических системах показал целесообразность его реализации.

В дальнейшем планируется разработать программный комплекс для защиты авторских прав на цифровые изображения путем использования предложенного метода, а также провести анализ стойкости этого метода и сравнить ее со стойкостью других известных методов.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Закон України про авторське право і суміжні права [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://zakon.rada.gov.ua/laws/show/3792-12>.
2. Стеганография, цифровые водяные знаки и стеганоанализ [Текст] / [Аграновский А. В., Балакин А. В., Грибунин В. Г., Сапожников С. А.]. – М. : Вузовская книга, 2009. – 220 с.
3. *Коханович, Г. Ф.* Компьютерная стеганография. Теория и практика. [Текст] / Г. Ф. Коханович, А. Ю. Пузыренко. – К. : МК-Пресс, 2006. – 288 с.
4. Пат. 2347266 Росія, МПК G06F17/00. Способ и устройство для получения и удаления информации относительно

Андрущенко Д. М.

Молодший науковий співробітник, асистент, Запорізький національний технічний університет, Україна

ЗАХИСТ АВТОРСЬКИХ ПРАВ НА ЦИФРОВІ ЗОБРАЖЕННЯ

Розроблено метод вбудовування цифрових водяних знаків з використанням електронних цифрових підписів сторін, які беруть участь у процесі передачі авторського права. Метод дозволяє правовласнику виявити порушника при появі контрафактних копій його продукту, з'ясувати і підтвердити факт незаконного використання зображень при виникненні спірних ситуацій в судовому порядку. Крім того, метод дозволяє ліцензіату продукта в разі помилкового звинувачення довести факт законного використання.

Ключові слова: метод захисту авторських прав, цифрові зображення, підтвердження авторства, виявлення правопорушника.

Andrushchenko D. M.

Assistant, Zaporizhzhya National Technical University, Ukraine

METHOD FOR PROTECTION OF DIGITAL IMAGE COPYRIGHT

There are many ways to protect copyright of digital images assigned for creating technological barriers against copyright and neighboring right violation when using digital images. But most of them do not foresee possibility of determination of copyright violator on detecting appearance of counterfeit copies.

The method of digital images copyright protection is offered in the paper. It involves embedding digital watermarks into a digital image and using electronic signatures of the parties that are taking part in assignment of copyright. A discrete cosine transform is used for data hiding.

Using the proposed method will significantly reduce the risk of unauthorized distribution of digital and raster images. When copyright violation occurs, the owner will be able to identify the violator and protect their rights in a court or administrative procedure.

Keywords: method of copyright protection, digital images, proof of authorship, identify the offender.

REFERENCES

1. Zakon Ukrainy pro avtorske pravo i sumizhni prava [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: <http://zakon.rada.gov.ua/laws/show/3792-12>.
2. Ahranovskii A. V., Balakin A. V., Hribunin V. H., Sapozhnikov S. A. Stehanohrafiia, tsyfrovye vodiane znaki i stehanoanaliz. Moscow, Vuzovskaia kniha, 2009, 220 p.
3. Kokhanovich H. F., Puzyrenko A. Yu. Kompyuternaia stehanohrafiia. Teoriia y praktika. [Tekst]. Kiev, MK-Press, 2006, 288 p.
4. Pat. 2347266 Rossiia, MPK G06F17/00. Sposob y ustroystvo dlia polucheniia i udaleniia informatsii otnositelno obektov tsyfrovyykh prav [Elektronnyi resurs] / LY Byunh-rae, KYM Tae-sunh, DZUNH Kyunh-ym ta in. – 2006138021/09; zaiavl. 15.03.2005; opubl. 10.05.2008 r. – 42 s.: yl. – Rezhym

no ob'ektov tsyfrovyykh prav [Elektronnyi resurs] / LI Biunh-rae, KIM Tae-sunh, DZUNH Kyunh-ym ta in. – 2006138021/09; zaiavl. 15.03.2005; opubl. 10.05.2008 r. – 42 s.: il. . – Rezhim dostupu: <http://www.findpatent.ru/patent/234/2347266.html>.

5. Пат. 57243 Україна, МПК H03M 13/37. Спосіб захисту авторських прав векторних зображень цифровими водяними знаками у вигляді електронного коду [Електронний ресурс] / В.В. Карпинець, Ю.С. Яремчук. – № u201015193, заявл. 16.12.2010, опубл. 10.02.2011, Бюл.№ 3, 2011 р. – 5 с. – Режим доступу: <http://base.uipv.org/searchINV/>.
6. Пат. 81168 Україна, МПК H04L 9/8 (2006.01). Спосіб захисту авторського права на цифрові зображення [Текст] / Д. М. Андрущенко, Г. Л. Козіна, Л. М. Карпуков. – № u2012 14519, заявл. 18.12.2012, опубл. 25.06.2013, Бюл. № 12, 2013 р. – 3 с.
7. Служба мітки часу та цифрового підпису [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://metkavremeni.com/timestamp_pgp_sign_file-ukrainian.html

Стаття надійшла до редакції 18.11.2013.

Після доробки 19.03.2014.

dostupu: <http://www.findpatent.ru/patent/234/2347266.html>.

5. Karpinets V. V., Yaremchuk Yu. Ye. Pat. 57243 Ukraina, MPK H03M 13/37. Sposib zakhystu avtorskykh prav vektornykh zobrazen tsyfrovymy vodianymy znakamy u vyhliadi elektronnoho kodu [Elektronnyi resurs], № u201015193, zaiavl. 16.12.2010, opubl. 10.02.2011, Byul.№ 3, 2011 r. – 5 p. – Rezhym dostupu: <http://base.uipv.org/searchINV/>.
6. Pat. 81168 Ukraina, MPK H04L 9/8 (2006.01). Sposib zakhystu avtorskoho prava na tsyfrovi zobrazhennia [Tekst] / D.M. Andrushchenko, H.L. Kozina, L.M. Karpukov. – № u2012 14519, zaiavl. 18.12.2012, opubl. 25.06.2013, Byul.№ 12, 2013 r. – 3 s.
7. Sluzhba mitky chasu ta tsyfrovoho pidpisu [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: https://metkavremeni.com/timestamp_pgp_sign_file-ukrainian.html

Баркалов А. А.¹, Титаренко Л. А.², Зеленева И. Я.³, Цололо С. А.⁴¹Д-р техн. наук, профессор, ДонНТУ, профессор, Зеленогурский Университет (Польша)²Д-р техн. наук, профессор, ХНУРЭ, профессор, Зеленогурский Университет (Польша)³Канд. техн. наук, доцент, ДонНТУ, Украина, E-mail: irina@cs.dgtu.donetsk.ua⁴Канд. техн. наук, доцент, ДонНТУ, Украина

ОПТИМИЗАЦИЯ СХЕМЫ КОМПОЗИЦИОННОГО МИКРОПРОГРАММНОГО УСТРОЙСТВА УПРАВЛЕНИЯ С ОБЩЕЙ ПАМЯТЬЮ

Предлагается метод уменьшения аппаратных затрат в схеме композиционного микропрограммного устройства управления с общей памятью при реализации на микросхемах FPGA, с учетом ограничения на число входов LUT элементов. Метод основан на применении двух источников кодов классов псевдоэквивалентных операторных линейных цепей, а также на использовании избыточности встроенных блоков памяти FPGA. Такой подход позволяет уменьшить требуемое число LUT элементов в схеме адресации композиционного устройства, вследствие чего уменьшается площадь кристалла FPGA, занимаемая схемой КМУУ с общей памятью, что позволяет получить реализацию, обладающую меньшей стоимостью, чем известные из литературы аналоги. В статье описан пример применения предложенного метода.

Ключевые слова: композиционное микропрограммное устройство управления, операторная линейная цепь, граф-схема алгоритма, FPGA, мультиплексор, логическая схема.

ВВЕДЕНИЕ

Модель композиционного микропрограммного устройства управления (КМУУ) с общей памятью [2, 3] применяется для реализации схемы устройства управления (УУ) в том случае, когда граф-схема алгоритма (ГСА) управления некоторой системы относится к классу линейных [1]. Современный элементный базис предполагает широкое использование программируемых логических интегральных схем (ПЛИС) вида FPGA (field-programmable gate arrays) [4, 5] для реализации схем УУ. Основу FPGA представляют макроячейки LUT (look-up table), имеющие ограниченное число входов (4–6) [6, 7]. С учетом этого ограничения, для оптимизации схемы УУ на FPGA необходимо уменьшить количество аргументов и термов в реализуемых системах булевых функций [8]. В настоящей работе предлагается метод решения этой задачи для КМУУ с общей памятью. В данном решении учитывается такая особенность рассматриваемой структуры КМУУ, как совмещение функций регистра памяти и счетчика адреса микрокоманд на одном только счетчике. Основная идея метода заключается в использовании двух источников кодов классов псевдоэквивалентных операторных линейных цепей (ОЛЦ) и мультиплексора источников кодов (МИК).

Целью исследования является оптимизация схемы КМУУ с общей памятью за счет мультиплексирования источников кодов псевдоэквивалентных ОЛЦ и избыточности встроенных блоков памяти.

Задачей исследования является разработка метода синтеза КМУУ с общей памятью, позволяющего уменьшить число LUT-элементов в комбинационной части КМУУ.

Предлагаемый метод является развитием результатов, полученных в работе [9].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Обозначим, что исходными данными для задачи синтеза схемы композиционного микропрограммного устройства управления служит граф-схема управляющего алгоритма, т.е. некоторая ГСА $\Gamma = \Gamma(V, E)$, представленная множествами вершин V и соединяющих их дуг E [2]. Пусть $V = b_0 \cup b_E \cup E_1 \cup E_2$, где b_0 – начальная вершина, b_E – конечная вершина, E_1 – множество операторных вершин и E_2 – множество условных вершин ГСА Γ . В операторных вершинах $b_q \in E_1$ записываются наборы микроопераций $Y(b_q) \subseteq Y$, где $Y = \{y_1, \dots, y_N\}$ – множество микроопераций. В условных вершинах $b_q \in E_2$ записываются элементы множества логических условий $X = \{x_1, \dots, x_L\}$. Введем ряд определений, взятых из [2].

Определение 1. Операторной линейной цепью ГСА Γ называется конечная последовательность операторных вершин $\alpha_g = \langle b_{g1}, \dots, b_{gF_g} \rangle$ такая, что для любой пары соседних компонент b_{gi}, b_{gi+1} , где i – номер компоненты кортежа α_g , существует дуга $\langle b_{gi}, b_{gi+1} \rangle \in E$.

Определение 2. Вершина $b_q \in D^g$, где D^g – множество вершин, входящих в ОЛЦ α_g , называется входом ОЛЦ α_g , если существует дуга $\langle b_t, b_q \rangle \in E$, где $b_t \notin D^g$.

Определение 3. Вершина $b_q \in D^g$, называется выходом ОЛЦ α_g , если существует дуга $\langle b_q, b_t \rangle \in E$, где $b_t \notin D^g$.

Определение 4. ОЛЩ α_i, α_j называются псевдоэквивалентными ОЛЩ, если их выходы связаны со входом одной и той же вершины $b_q \in B$.

Пусть для некоторой ГСА Γ сформировано множество ОЛЩ $C = \{\alpha_1, \dots, \alpha_G\}$, определяющее разбиение на множестве E_1 [3], и пусть $|E_1| = M$. Поставим в соответствие каждой вершине $b_q \in E_1$ микрокоманду MI_q с адресом $A(b_q)$, имеющим разрядность

$$R = \lceil \log_2 M \rceil. \tag{1}$$

Используем для адресации микрокоманд переменные $T_r \in T$, где $|T| = R$. Адресация выполняется таким образом, чтобы выполнялось условие

$$A(b_{g_{i+1}}) = A(b_{g_i}) + 1, \tag{2}$$

где $b_{g_i}, b_{g_{i+1}} \in D^g$ и $\langle b_{g_i}, b_{g_{i+1}} \rangle \in E$.

В этом случае УУ может быть реализовано в виде КМУУ U_1 (рис. 1), называемом КМУУ с общей памятью [2, 3]. Принципы функционирования КМУУ U_1 достаточно полно представлены в литературе [1–3].

В КМУУ U_1 схема формирования адреса (СФА) реализует систему функций возбуждения триггеров счетчика СТ, определяемую как

$$\Phi = \Phi(T, X). \tag{3}$$

При этом, как правило, счетчик имеет информационные входы типа D [6,7]. По сигналу Start счетчик СТ устанавливается в ноль, что соответствует адресу первой микрокоманды реализуемого алгоритма. По сигналу $y_0 = 1$ содержимое СТ увеличивается на единицу, что соответствует режиму (2). Управляющая память (УП) хранит наборы микроопераций $Y(b_q) \subseteq Y$ и переменные y_0 (управление СТ) и y_E (признак окончания алгоритма). Триггер считывания TF формирует сигнал Fetch, разрешающий выборку микрокоманд из УП. При достижении окончания алгоритма формируется переменная $y_E = 1$, что приводит к Fetch = 0 и прекращению выборки из УП.

При использовании FPGA схемы СФА, СТ и TF реализуются на LUT, а схема УП – на встроенных блоках памяти ЕМВ (embedded memory block). Основным недостатком КМУУ U_1 является значительное число термов в системе функций (3). Это приводит к увеличению числа LUT элементов и их уровней в схеме СФА. Для устране-

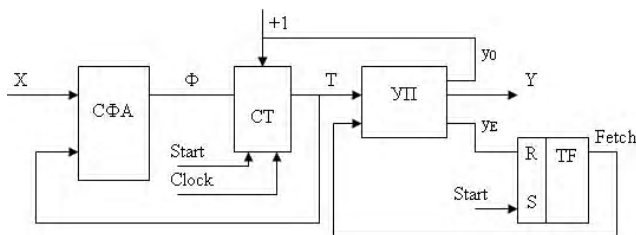


Рис. 1. Структурная схема КМУУ U_1

ния этого недостатка используют оптимальную адресацию микрокоманд, что приводит к КМУУ U_2 [9]. Однако такая адресация не всегда возможна. Уменьшение числа термов системе (3) гарантируется в КМУУ U_3 , где осуществляется преобразование адресов микрокоманд в коды классов псевдоэквивалентных ОЛЩ [2, 3]. Однако это связано с введением в схему КМУУ дополнительного блока преобразователя адресов (БПА), который потребляет некоторые ресурсы кристалла. В настоящей работе предлагается метод синтеза КМУУ, позволяющий уменьшить как число термов в системе (3), так и число LUT элементов в схеме БПА.

Как известно, LUT-элементы имеют ограниченное число входов S ($S = [4..6]$). Для уменьшения числа LUT-элементов целесообразно уменьшать число аргументов в реализуемых системах функций. Предлагаемый метод позволяет выполнить такое уменьшение числа аргументов.

ОСНОВНАЯ ИДЕЯ ПРЕДЛАГАЕМОГО МЕТОДА

Найдем разбиение Π_C множества ОЛЩ C на классы псевдоэквивалентных ОЛЩ. Пусть $\Pi_C = \{B_1, \dots, B_I\}$, то есть в ГСА имеется I псевдоэквивалентных ОЛЩ.

Пусть для реализации блока УП используются встроенные блоки памяти, входящие в состав FPGA [6, 7]. Эти блоки имеют фиксированную емкость V , однако число их входов t может меняться. Параметр t может принимать одно из фиксированных значений из множества $Q_F = \{1, 2, 4, 9, 18, 36\}$ [6, 7].

Для реализации системы функций $Y \cup \{y_0, y_E\}$ необходимо

$$n_f = \lceil (N + 2) / t_F \rceil \tag{4}$$

блоков ВБП. При этом параметр t_F (число выходов блока) определяется как

$$t_F = \lceil V / 2^R \rceil \tag{5}$$

Этот параметр должен быть выбран ближайшим к меньшему значению из множества Q_F . Общее число выходов блоков, входящих в УП, можно найти как

$$t_0 = n_f t_F. \tag{6}$$

Пусть выполняется условие

$$t_0 - (N + 3) = k > 0. \tag{7}$$

В этом случае множество Π_C можно разбить на два класса: $\Pi_C = \Pi_1 \cup \Pi_2$, где $\Pi_1 \cap \Pi_2 = \emptyset$. Класс Π_2 включает

$$I_2 = 2^k \tag{8}$$

элементов. Класс Π_1 будет включать

$$I_1 = I - I_2 \tag{9}$$

элементов. Рассмотрим случай, когда $I_1 \neq 0$ и $I_2 \neq 0$. При этом классы $V_i \in \Pi_1$ могут быть закодированы кодами $K(V_i)$, имеющими

$$R_1 = \lceil \log_2 I_1 \rceil \quad (10)$$

разрядов. Пусть для кодирования классов $V_i \in \Pi_1$ используются переменные $\tau_r \in \tau$, где $|\tau| = R_1$.

Закодируем классы $V_i \in \Pi_2$ кодами $C(V_i)$, имеющими

$$R_2 = k. \quad (11)$$

разрядов. Пусть для кодирования классов $V_i \in \Pi_2$ используются переменные $Z_r \in Z$, где $|Z| = R_2$. В этом случае для реализации УУ предлагается модель КМУУ U_4 (рис. 2).

КМУУ U_4 функционирует следующим образом. По сигналу Start в СТ заносится нулевой адрес, триггера TF и ТМ устанавливаются соответственно в 1 (Fetch = 1) и 0 ($E_x = 0$). Схема СФА₁ служит для задания переходов из классов $V_i \in \Pi_1$. При этом $u_M = 1$, $E_x = 1$ и

$$\Phi^1 = \Phi^1(\tau, X^1). \quad (12)$$

Схема СФА₂ служит для задания переходов из классов $V_i \in \Pi_2$. При этом $u_M = E_x = 0$ и

$$\Phi^2 = \Phi^2(T, X^2). \quad (13)$$

Мультиплексор МИК служит для выбора источника функций возбуждения СТ:

$$\Phi = E_x \Phi^1 \vee \overline{E_x} \Phi^2, \quad (14)$$

при этом $\Phi^1 \cup \Phi^2 = \Phi$. Очевидно, через МИК передаются только функции $\phi_r \in \Phi^1 \cap \Phi^2$.

Блок БПА служит для преобразования адресов выходов ОЛЦ в коды классов $V_i \in \Pi_1$. Для такого преобразования служат функции

$$\tau = \tau(T). \quad (15)$$

Сравнение блоков УП КМУУ U_1 и U_4 показывает, что они отличаются наличием выхода u_M . Как уже стало ясно, этот выход используется для управления триггером ТМ и, следовательно, мультиплексором МИК.

Такой подход позволяет уменьшить число термов в системе (3) до абсолютного возможного минимума. Кроме того, уменьшается сложность блока БПА по сравнению с КМУУ U_3 . Как видно на рис. 2, коды классов $V_i \in \Pi_2$ генерируются управляющей памятью. Такой подход позволяет уменьшить число входов в LUT-элементах блоков СФА₁ и СФА₂. Недостатком является увеличение числа выходов блока УП. Однако этот блок строится из реконфигурируемых блоков ЕМВ, которые имеют строго определенное число выходов [6,7]. При этом имеется высокая вероятность наличия неиспользованных выходов.

В статье предлагается метод синтеза КМУУ U_4 , включающий следующие этапы:

1. Формирование множества ОЛЦ С для ГСА Г.
2. Формирование разбиения Π_C множества С.
3. Оптимальная адресация микрокоманд.
4. Кодирование классов $V_i \in \Pi_1$ и $V_i \in \Pi_2$.
5. Формирование таблицы переходов для классов $V_i \in \Pi_1$.
6. Формирование таблицы переходов для классов $V_i \in \Pi_2$.
7. Формирование таблицы блока преобразователя адреса.
8. Формирование таблицы содержимого управляющей памяти.
9. Реализация схемы КМУУ в заданном элементном базисе.

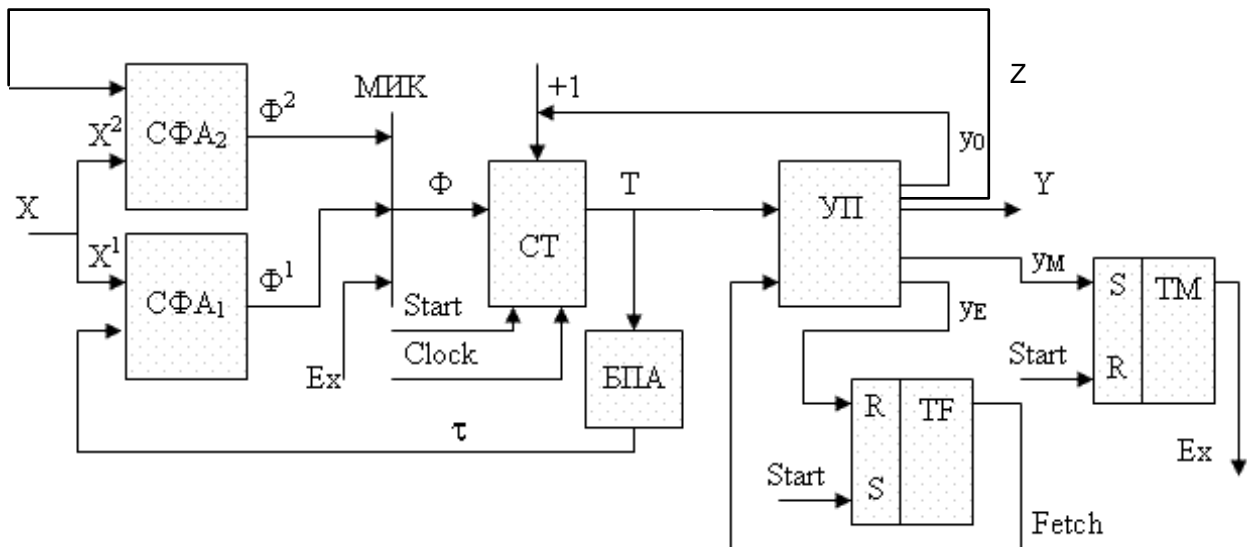


Рис. 2. Структурная схема КМУУ U_4

ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ ПРЕДЛОЖЕННОГО МЕТОДА

Пусть для некоторой ГСА Г получено множество ОЛЦ $C = \{\alpha_1, \dots, \alpha_{12}\}$, где $\alpha_1 = \langle b_1, \dots, b_4 \rangle$, $\alpha_2 = \langle b_5 \rangle$, $\alpha_3 = \langle b_6, b_7, b_8 \rangle$, $\alpha_4 = \langle b_9, b_{10} \rangle$, $\alpha_5 = \langle b_{11}, b_{12}, b_{13}, b_{14} \rangle$, $\alpha_6 = \langle b_{15}, b_{16} \rangle$, $\alpha_7 = \langle b_{17}, \dots, b_{20} \rangle$, $\alpha_8 = \langle b_{21}, \dots, b_{24} \rangle$, $\alpha_9 = \langle b_{25}, b_{26} \rangle$, $\alpha_{10} = \langle b_{27}, b_{28} \rangle$, $\alpha_{11} = \langle b_{29}, b_{30}, b_{31} \rangle$, $\alpha_{12} = \langle b_{32} \rangle$. Пусть эти ОЛЦ могут быть разбиты на $I = 5$ классов, где $V_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$, $V_2 = \{\alpha_4, \alpha_5, \alpha_6\}$, $V_3 = \{\alpha_7, \alpha_8, \alpha_9\}$, $V_4 = \{\alpha_{10}, \alpha_{11}\}$, $V_5 = \{\alpha_{12}\}$. Пусть выход ОЛЦ $\alpha_{12} \in C$ связан с входом вершины b_E . Как известно, переходы из таких ОЛЦ не рассматриваются, так как их последняя вершина должна включать переменную y_E [2].

Выполним адресацию микрокоманд так, чтобы выполнялось условие (2) и максимально возможное число классов представлялось одним обобщенным интервалом R-мерного булевого пространства. В рассматриваемом примере $M = 32$, то есть $R = 5$ и $T = \{T_1, \dots, T_5\}$. Один из возможных вариантов оптимальной адресации микрокоманд приведен на рис. 3. Этот рисунок содержит видоизмененную карту Карно, которая достаточна для получения обобщенных интервалов. По рис. 3 имеем: класс V_1 соответствует интервалу 00***, класс $V_2 = 01***$, класс V_3 соответствует двум интервалам: 10*** и 1100*, класс V_4 соответствует двум интервалам: 11011 и 11110. Интервал для класса V_5 не имеет значения. Символ $U_4(\Gamma)$ означает, что КМУУ U_4 реализуется по ГСА Г.

Пусть для реализации УП используются встроенные блоки памяти, причем их параметры и число микроопераций N таковы, что $R_2 = 1$. Следовательно, два класса $V_i \in P_C$ можно поместить в блок Π_2 . Пусть число входов LUT-элементов $S=4$. Тогда разбиение по классам целесообразно выполнить следующим образом: $\Pi_1 = \{V_1, V_2\}$ и $\Pi_2 = \{V_3, V_4\}$. Итак, имеем $I_1 = I_2 = 2$, $R_1 = R_2 = 1$, $\tau = \{\tau_1\}$, $Z = \{z_1\}$. Выполним кодирование классов $V_i \in P_C$. Результат кодирования не влияет на сложность схемы. Пусть $K(V_1) = 0$, $K(V_2) = 1$, $K(V_3) = 0$, $K(V_4) = 1$.

		$T_1 T_2 T_3$							
$T_4 T_5$		000	001	010	011	100	101	110	111
00		b_1	b_5	b_9	b_{13}	b_{17}	b_{21}	b_{25}	b_{29}
01		b_2	b_6	b_{10}	b_{14}	b_{18}	b_{22}	b_{26}	b_{30}
10		b_3	b_7	b_{11}	b_{15}	b_{19}	b_{23}	b_{27}	b_{31}
11		b_4	b_8	b_{12}	b_{16}	b_{20}	b_{24}	b_{28}	b_{32}
		V_1		V_2		V_3		V_4	
								V_5	

Рис. 3. Формирование адресов микрокоманд КМУУ $U_4(\Gamma)$

Таблицы переходов для классов $V_i \in P_C$ строятся по системе обобщенных формул перехода [2, 3]. Пусть в рассматриваемом примере эта система имеет вид:

$$\begin{aligned}
 V_1 &\rightarrow x_1 b_9 \vee \overline{x_1} x_2 b_{11} \vee \overline{\overline{x_1} x_2} x_3 b_{13} \vee \overline{\overline{\overline{x_1} x_2} x_3} b_{15}; \\
 V_2 &\rightarrow x_2 b_5 \vee \overline{x_2} x_5 b_6 \vee \overline{\overline{x_2} x_5} x_6 b_{17} \vee \overline{\overline{\overline{x_2} x_5} x_6} b_{22}; \\
 V_3 &\rightarrow x_4 x_6 b_{21} \vee \overline{x_4} \overline{x_6} b_{25} \vee \overline{\overline{x_4} x_3} b_{27} \vee \overline{\overline{\overline{x_4} x_3}} b_{29}; \\
 V_4 &\rightarrow x_1 b_{32} \vee \overline{x_1} b_{23}.
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

Таблицы переходов имеют следующие столбцы V_i , $K(V_i)$, $A(b_q)$, X_h , Φ_h , h. Здесь X_h – набор ЛУ, который определяет связь между классом V_i и вершиной b_q в формулах перехода вида (16); Φ_h – набор функций возбуждения СТ, равных единице для формирования адреса $A(b_q)$. Разница между таблицами заключается в том, что для классов $V_i \in \Pi_1$ код представляется переменными $\tau_r \in \tau$, а для $V_i \in \Pi_2$ – переменными $T_r \in T$. Для КМУУ $U_4(\Gamma)$ переходы для классов $V_i \in \Pi_1$ представлены в табл. 1, а для классов $V_i \in \Pi_2$ – в табл. 2. Первая таблица имеет $N_1 = 6$ строк, а вторая – $N_2 = 8$ строк.

Для табл. 1 и табл. 2 адреса микрокоманд определяются по рис. 3. Из табл. 1 получаем систему (12). Например, $D_1 = \tau_1 \overline{x_2} x_5$, $D_2 = \tau_1$ (после минимизации). Из табл. 2 получаем систему функций (13). Например, $D_1 = 1$, $D_2 = z_1 x_4 x_6 \vee \overline{z_1} x_4 \vee \overline{\overline{z_1} x_4} x_1$ (после минимизации). Из этих таблиц получаем также множества $X^1 = \{x_1, x_2, x_3, x_5, x_6\}$, $X^2 = \{x_1, x_3, x_4, x_6\}$, $\Phi^1 = \Phi^2 = \Phi$.

Для формирования таблицы БПА необходимо найти соответствие между кодами классов $V_i \in \Pi_1$ и адресами выходов ОЛЦ $\alpha_g \in V_i$. Эти адреса определяются обобщенными интервалами. Таблица включает столбцы α_g , $A(\alpha_g)$, V_i , $K(V_i)$, τ_g , g. Здесь $A(\alpha_g)$ – адрес выхода ОЛЦ $\alpha_g \in C$. Однако в рассматриваемом случае систему (15) можно получить тривиальным образом. Очевидно, что $\tau_1 = 1$ для $K(V_2)$. С другой стороны, $K(V_2) = 01***$. Следовательно, $\tau_1 = \overline{T_1} T_2$.

Синтез схемы МИК сводится к реализации системы (14). Эта задача является тривиальной, а схема включает R-число LUT элементов, каждый из которых имеет по 3 входа.

Для формирования содержимого УП выполняется преобразование исходной ГСА Г:

1. Если вершина $b_q \in E_1$ не является выходом ОЛЦ $\alpha_g \in C$, то в нее включается переменная y_q .
2. Если вершина $b_q \in E_1$ связана с вершиной b_E , то в нее вводится переменная y_E .
3. Если вершина $b_q \in E_1$ является выходом ОЛЦ $\alpha_g \in V_i$, где $V_i \in \Pi_1$, то в нее вводится переменная y_M .

Таблиця 1. Таблица переходов для классов $B_i \in \Pi_1$

B_i	$K(B_i)$	b_q	$A(b_q)$	X_h	Φ_h	h
B_1	0	b_9	01000	x_1	D_2	1
		b_{11}	01010	$\overline{x_1 x_2}$	$D_2 D_4$	2
		b_{13}	01100	$\overline{x_1 x_2 x_3}$	$D_2 D_3$	3
		b_{15}	01110	$\overline{x_1 x_2 x_3}$	$D_2 D_3 D_4$	4
B_2	1	b_5	00100	x_2	D_3	5
		b_6	00101	$\overline{x_2 x_5}$	$D_3 D_5$	6
		b_{17}	10000	$\overline{x_2 x_5 x_6}$	D_1	7
		b_{22}	10101	$\overline{x_2 x_5 x_6}$	$D_1 D_3 D_5$	8

Таблиця 2. Таблица переходов для классов $B_i \in \Pi_2$

B_i	$K(B_i)$	b_q	$A(b_q)$	X_h	Φ_h	h
B_3	0	b_{21}	10100	$x_4 x_6$	$D_1 D_3$	1
		b_{25}	11000	$\overline{x_4 x_6}$	$D_1 D_2$	2
		b_{27}	11010	$\overline{x_4 x_3}$	$D_1 D_2 D_4$	3
B_4	1	b_{32}	11111	x_1	$D_1 D_2 D_3 D_4 D_5$	4
		b_{23}	10110	$\overline{x_1}$	$D_1 D_3 D_4$	5

Например, в вершину $b_2 \in D^1$ необходимо ввести y_0 , в вершину $b_{20} - y_M$, а в вершину $b_{32} - y_E$. Далее в ячейки УП с адресом $A(b_q)$ записывается набор $Y(b_q)$ и необходимые элементы множества $\{y_0, y_M, y_E\}$. Этот этап выполняется тривиальным образом и в данной статье не рассматривается.

Реализация схемы КМУУ U_4 сводится к реализации систем функций (5)–(8) на LUT элементах и УП на ЕМВ. Для решения этой задачи используются стандартные промышленные пакеты [6, 7].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предлагаемый в работе метод оптимизации КМУУ основан на мультиплексировании двух источников кодов классов псевдоэквивалентных ОЛЦ и использовании избыточности встроенных блоков памяти FPGA. Описанный выше способ адресации классов псевдоэквивалентных ОЛЦ ведет к уменьшению числа термов в системе функций возбуждения триггеров, составляющих счетчик адреса микрокоманд, до минимально возможной величины. Кроме того, уменьшается число LUT элементов в схеме преобразователя адреса, так как не все адреса выходов ОЛЦ подлежат преобразованию. Недостатком предложенного подхода является введение мультиплексора, который вносит дополнительную задержку в цикл работы КМУУ. Однако уменьшение числа термов ведет к уменьшению числа уровней в схеме, и таким образом, задержка от введения МИК компенсируется.

Проведенные авторами исследования показали, что предложенный метод позволяет до 48 % уменьшить число LUT элементов по отношению к исходному КМУУ с общей памятью. При этом время цикла КМУУ U_4 всегда было меньше, чем у КМУУ U_1 . Результаты сравнения КМУУ $U_2 - U_4$ показали, что каждое из них может иметь минимальные аппаратные затраты. Это определяется параметрами исходной ГСА. Таким образом, при синтезе КМУУ с общей памятью на FPGA выбор должен производиться между КМУУ U_2, U_3 и U_4 .

Научная новизна предложенного метода заключается в использовании структурных особенностей КМУУ с общей памятью (совмещение функций счетчика адреса и регистра памяти, использование классов псевдоэквивалентных ОЛЦ) и особенностей FPGA (конфигурируемость встроенных блоков памяти) для уменьшения числа LUT элементов в схеме КМУУ.

Практическая значимость метода заключается в уменьшении площади кристалла FPGA, занимаемой схемой КМУУ с общей памятью, что позволяет получить схемы, обладающие меньшей стоимостью, чем известные из литературы аналоги.

Дальнейшие направления работы связаны с разработкой метода выбора оптимальной структуры КМУУ с общей памятью при реализации схемы в базе FPGA.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Barkalov, A. Logic synthesis for compositional microprogram control units / A. Barkalov, L. Titarenko. – Berlin : Springer, 2008. – 272 p.*

2. Баркалов, А. А. Синтез микропрограммных автоматов на заказных и программируемых СБИС / А. А. Баркалов, Л. А. Титаренко. – Донецк : УНИТЕХ, 2009. – 336 с.
3. Barkalov, A. Logic synthesis for FSM-based control units / A. Barkalov, L. Titarenko. – Berlin : Springer, 2009. – 233 p.
4. Maxfield, S. The Design Warrior's Guide to FPGAs. – Amsterdam : Elsevier, 2004. – 541 p.
5. Грушвицкий, Р. И. Проектирование систем на микросхемах с программируемой структурой / Р. И. Грушвицкий, А. Х. Мурсаев, Е. П. Угрюмов. – С.-Пб. : БХВ – Петербург, 2006. – 736 с.
6. All Programmable Technologies from Xilinx Inc. [электронный ресурс]: ресурс содержит информацию о семействах ПЛИС производства Xilinx Inc – Режим доступа: <http://www.xilinx.com> – Загл. с экрана.
7. FPGA CPLD and ASIC from Altera [электронный ресурс]: технические характеристики ПЛИС производства Altera Corporation – Режим доступа: <http://www.altera.com>. – Загл. с экрана.
8. Baranov, S. Logic and System Design of Digital Systems / S. Baranov. – Tallinn : TTU, 2008. – 266 p.
9. Баркалов, А. А. Реализация композиционных микропрограммных устройств управления на FPGA-микросхемах / А. А. Баркалов, Л. А. Титаренко, А. Н. Мирошкин // Радиоэлектроника и информатика. – 2011. – № 1. – С. 52–55.

Стаття надійшла до редакції 03.02.2013.

Баркалов О. О.¹, Титаренко Л. О.², Зеленьова І. Я.³, Цололо С. О.⁴

¹Д-р техн. наук, професор, професор ДонНТУ, професор, Зеленогурський університет (Польща)

²Д-р техн. наук, професор, професор, Зеленогурський університет (Польща)

³Канд. техн. наук, доцент, ДонНТУ, Україна

⁴Канд. техн. наук, доцент, ДонНТУ, Україна

ОПТИМІЗАЦІЯ СХЕМИ КОМПОЗИЦІЙНОГО МІКРОПРОГРАМНОГО ПРИСТРОЮ КЕРУВАННЯ ІЗ ЗАГАЛЬНОЮ ПАМ'ЯТТЮ

Запропоновано метод зменшення апаратних витрат у схемі композиційного мікропрограмного пристрою керування із загальною пам'яттю при реалізації на микросхемах FPGA, із урахуванням обмеження на число входів LUT елементів. Метод засновано на застосуванні двох джерел кодів класів псевдоеквівалентних операторних лінійних ланцюгів, а також на використанні надмірності, що має місце у вбудованих блоках пам'яті FPGA. Такій підхід дозволяє зменшити потрібну кількість LUT елементів у схемі адресації композиційного пристрою, внаслідок чого зменшується площа кристалу FPGA, яку займає схема КМУУ із загальною пам'яттю, що дозволяє отримати реалізацію, якій притаманна менша вартість, ніж відомим з літератури аналогам. У статті наведено приклад використання методу.

Ключові слова: композиційний мікропрограмний пристрій керування, операторний лінійний ланцюг, граф-схема алгоритма, FPGA, мультиплексор, логічна схема.

Barkalov A. A.¹, Titarenko L. A.², Zelenyova I. Y.³, Tsololo S. A.⁴

¹Doctor of Science, Professor, DonNTU, professor of University of Zielona Góra

²Doctor of Science, Professor, KHTURE, professor of University of Zielona Góra

³Ph.D., associated professor, DonNTU, Ukraine

⁴Ph.D., associated professor, DonNTU, Ukraine

OPTIMIZATION OF COMPOSITIONAL MICROPROGRAMMING CONTROL UNIT WITH COMMON MEMORY

A method for reducing the hardware amount in the circuit of compositional microprogramming control unit with common memory oriented to FPGA technology is proposed. The restrictions of LUT's input number are taken into account. The method is based on the use of two sources of codes classes of pseudoequivalent operational linear chain and use a multiplexer to choose one of these sources. Also the surplus of FPGA's embedded memory blocks is used. Such an approach would reduce the number of LUT elements in the addressing subcircuit of compositional microprogramming control unit, that leads to reducing of common hardware amount and price of the unit. An example of the proposed method application is given.

Keywords: compositional microprogramming control unit, operational linear chain, flow-chart of algorithm, FPGA, multiplexer, logic circuit.

REFERENCES

1. Barkalov A., Titarenko L. Logic synthesis for compositional microprogram control units, Berlin, Springer, 2008, 272 p.
2. Barkalov A. A., Titarenko L. A. Sintez mikroprogrammykh avtomatov na zakaznykh i programmirovemykh SBIS, Doneck, UNITEK, 2009, 336 p.
3. Barkalov A., Titarenko L. Logic synthesis for FSM-based control units, Berlin, Springer, 2009, 233 p.
4. Maxfield S. The Design Warrior's Guide to FPGAs, Amsterdam, Elsevier, 2004, 541 p.
5. Grushvickij R. I., Mursaev A. X., Ugryumov E. P. Proektirovanie sistem na mikrosxemax s programmirovemoj strukturoj, S-Pb, BXV, Peterburg, 2006, 736 p.
6. All Programmable Technologies from Xilinx Inc (contains information about Xilinx Inc programmable devices), available at: <http://www.xilinx.com>.
7. FPGA CPLD and ASIC from Altera, technical features of Altera's devices, available at: <http://www.altera.com>.
8. Baranov S. Logic and System Design of Digital Systems, Tallinn, TTU, 2008, 266 p.
9. Barkalov A. A., Titarenko L. A., Miroshkin A. N. Realizaciya kompozicionnykh mikroprogrammykh ustrojstv upravleniya na FPGA-mikrosxemax, *Radioelektronika i informatika*, 2011, No.1, pp. 52–55.

ВІДЕОКОНТЕНТ ДЛЯ НЕЗРЯЧИХ: МЕТОД ТИФЛОКОМЕНТУВАННЯ

У статті досліджено проблему доступу до відеоконтенту людей з повною або частковою втратою зору, розглянуто тифлокоментування, як метод адаптації відеоконтенту для незрячих. При дослідженні проблеми доступу людей з вадами зору до відеоконтенту, слід розуміти, що більшість інформації надається глядачеві за допомогою зображення, так, незрячі чують всі слова акторів, звуки навколишнього середовища, процесів на екрані, але їм важко ідентифікувати кому які слова належать, що саме у цей конкретний момент відбувається з героями, що зображено у даній сцені, яка реакція акторів, їхні емоції, які найчастіше виражаються за допомогою рухів чи міміки. Тифлокоментарі до фільмів для незрячих людей – ось один з реальних кроків вирішення обмеженості доступу до такого виду контенту.

Ключові слова: відеоконтент, тифлокоментування, аудіоопис, тифлокоментатор, відеоряд.

ВСТУП

Одним з досягнень людства, яке більшою мірою недоступне і не зовсім зрозуміле для незрячої людини, є відеоконтент. Зряча людина сприймає за допомогою очей близько 80 % інформації, представленої у відеоконтенті. Повністю незряча людина може отримати тільки близько 16 % інформації, яка надходить через слух.

Сьогодні, коли кіноіндустрія володіє такими технічними можливостями, яких достатньо для втілення будь-якого художнього задуму, здається, вже немає необхідності говорити про те, який величезний світ відкривається перед кожним з присутніх у кінозалі, чи перед телевізійним екраном, монітором.

При дослідженні проблеми доступу людей з вадами зору до відеоконтенту, слід розуміти, що більшість інформації надається глядачеві за допомогою зображення, так, незрячі чують всі слова акторів, звуки навколишнього середовища, процесів на екрані, але їм важко ідентифікувати кому які слова належать, що саме у цей конкретний момент відбувається з героями, що зображено у даній сцені, яка реакція акторів, їхні емоції, які найчастіше виражаються за допомогою рухів чи міміки.

Тифлокоментар до відеоконтенту для незрячих людей – ось один з реальних кроків вирішення обмеженості доступу до такого виду мистецтва. Він відкриває великий простір для адаптації до соціуму не лише дорослих незрячих людей, а в першу чергу дітей, які мають проблеми із зором, і які могли б переглядати мультфільми, вчитися лічити, вивчати абетку за допомогою відеоконтенту з тифлокоментарем.

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТА МЕТОДИКА ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ

У Європі щорічно виходить близько сотні фільмів, адаптованих для незрячих, у Китаї, де над їх озвученням працюють спеціальні відділи на професійних кіностудіях, виходить 10–15 фільмів, у Росії близько 5 в рік. Україна, поки не створювала такого роду відеоконтенту.

© Демчук А. Б., 2014

Тифлокоментар – це закадровий опис відеоряду, складений сценаристом і начитаний тифлокоментатором. Це не субтитри і не варіант аудіокниги. Це спосіб переглянути відеоконтент при проблемах зі зором. Це коментар візуальних елементів – жестів, предметів, костюмів, декорацій. Таким чином, незрячі люди можуть уявити собі весь спектр візуальних прийомів, які використовував автор [1].

Створення тифлокоментарів – це ювелірна робота сценаристів і звукорежисерів, які балансують між мистецтвом опису і підбором коротких, але інформативних слів-ключів [2].

Тифлокоментатор – професія в кіноіндустрії, закадровий коментатор, який здійснює тифлокоментар для незрячих, та людей з порушеннями зору.

Історично, метод тифлокоментування склався не на порожньому місці. По суті, тифлокоментуванням були радіорепортажі з різного роду спортивних подій спортивними коментаторами, які у колишньому Радянському Союзі велися з початку 1920-х років. Радіорепортажі з футбольних матчів, з місць найважливіших політичних, суспільних, наукових подій, також містять інформацію, яку можна віднести до тифлокоментування, оскільки радіослухачі, не маючи візуальної інформації, змушені поклатися лише на свій слух, і на пояснення ведучого репортаж журналіста. Такі пояснення ідентичні тифлокоментуванню і у повній мірі задовольняють потреби незрячих [3].

Тифлокоментар – це цільова інформація, спеціально підготовлена для незрячих (слабкозрячих) для заміщення (або доповнення) візуальної інформації, яку сприймає зряча людина і яка через сліпоту недоступна (або малодоступна) незрячим (слабкозрячим).

За кордонами тодішнього СРСР, тифлокоментар вперше з'явився в 1981 році на сцені театру Arena Stage Theatre у місті Вашингтон, в результаті роботи Маргарет і Коді Фанстайл. У тому ж самому році вони заснували Службу тифлокоментування, яка просувала опис для сліпих театральних вистав по всій території США.

Вперше демонстрація фільму для незрячих з тифлокоментарем була проведена у кінці 1978 року у московському кінотеатрі «Буревісник» групою спеціалістів Всесоюзної спілки незрячих [1].

Відеоконтент для незрячих – один з основних проєктів, запроваджених та реалізованих на базі Ресурсного центру освітніх інформаційних технологій для осіб з обмеженими фізичними можливостями, який створений Національним університетом «Львівська політехніка» у 2011 році. Саме з мультфільму для незрячих діток центр вирішив розпочати свою діяльність з адаптування відеоконтенту для людей з серйозними проблемами зору [3].

Презентація першого на території України мультіплікаційного фільму, адаптованого для незрячих, відбулася 30 травня 2013 року. Для роботи організаторами проєкту був обраний мультіплікаційний фільм «Сонячний коровай».

До роботи над проєктом зі створення мультфільму для незрячих дітей були залучені провідна актриса Національного академічного українського драматичного театру ім. Марії Заньковецької, заслужена артистка України Олександра Бонковська, аспірант кафедри інформаційних систем і мереж Національного університету «Львівська політехніка» Андрій Демчук, який працює над створенням спеціальних інформаційних систем для незрячих та слабкозорих, і керівник Ресурсного центру Національного університету «Львівська політехніка», кандидат історичних наук, незряча, Оксана Потимко [3].

Спеціально для обраного до роботи мультіплікаційного фільму попередньо склалися коментарі, які обов'язково враховували психічні особливості сприйняття оточуючого світу дітьми з повною втратою зору. При адаптуванні м/ф організатори проєкту застосовували безліч правил, зрозумілих лише тим, хто постійно спілкується з незрячими людьми. Так, наприклад, при коментуванні сцен за участю героїв, які нечасто зустрічаються у повсякденному житті, сценаристи вживали додаткові роз'яснюючі коментарі («пташка зяблик» замість «зяблик», тощо).

Після створення покадрового опису сюжету мультіплікаційного фільму «Сонячний коровай» почався запис тифлокоментаря. Далі було опрацьовано звукоряд, проведено його редагування, синхронізація та склейка з відеорядом, який і став готовим мультфільмом, який став адаптованим для незрячих.

Усі процеси відбувалися на базі створеної ІС «Sound Program». У вкладці Open (рис. 1) зображена можливість відкриття звукової доріжки або з тифлокоментарем (для редагування/продовження роботи), або зі звуковою доріжкою з готового відеоконтенту, для визначення тривалостей пауз (меню Pause), які в майбутньому будуть використані для створення чітких і правильних тифлокоментарів у відповідності до тривалості цих пауз.

У вкладці Record (рис. 2), можна створювати новий запис тифлокоментарів за допомогою мікрофону, при цьому можна вибирати різні параметри запису звуку, відповідно до вимог. У вкладці Edit відбувається редагування звукової доріжки такими фільтрами як вставлення тиші, підвищення/пониження гучності, видалення зайвих звуків. У вкладці Sync відбувається синхронізація створеної тифлдоріжки з відеоконтентом, який адаптується для незрячих. І нарешті, готовий продукт зберігається у вкладці Save у відповідних відео форматах.

РЕЗУЛЬТАТИ

Тестування мультфільму відбувалося у Львівській спеціальній загальноосвітній школі-інтернаті № 100 для незрячих учнів. Чотирьом десяткам дітей від 7 до 14 років автори проєкту спільно з психологом міського психо-медико-педагогічної консультації та тифлопедагогом транслювали м/ф двічі: перший раз – у неадаптованих варіанті, другий – в адаптованому форматі з відповідним тифлокоментарем. Реакція дітей зворушила і змусила зрозуміти багато речей. Перший варіант виявився абсолютно нецікавим для дітей різного віку, вони почали відволікатися на другій-третьій хвилині після початку відтворення.

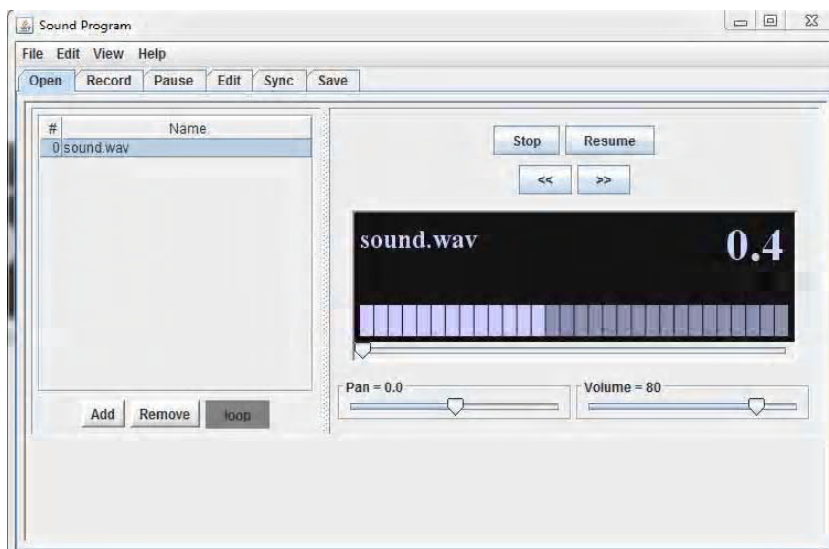


Рис. 1. Вікно відкриття готового файлу зі звуковою доріжкою

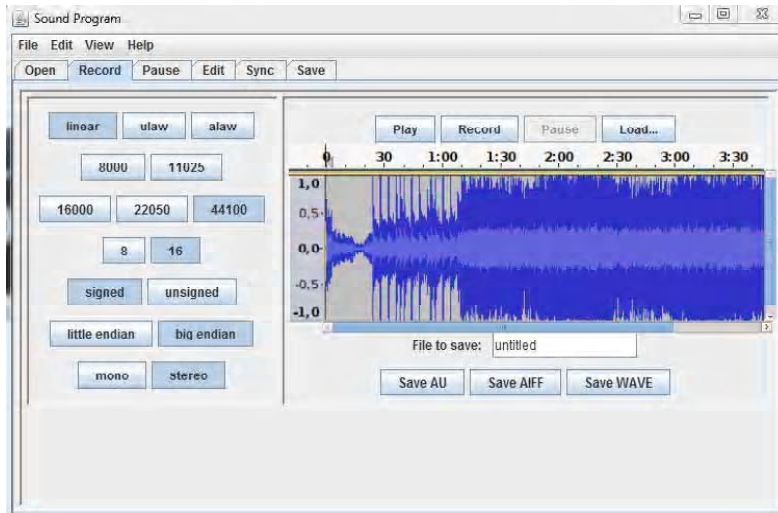


Рис. 2. Вікно запису звукоряду

Зате адаптований мультимедіа викликав ширше захоплення і повну тишу в залі для глядачів: діти прислухалися і вловлювали кожне слово, а потім охоче і впевнено відповідали на запитання психолога за мотивами переглянутого мультиплікаційного фільму. Реакція, емоції і розуміння незрячими дітьми деталей сюжету виявилися настільки потужними, що здивували навіть досвідчених тифлопедагогів.

Ось кадри з мультфільму і тифлокоментарі до цих епізодів які були використані сценаристом (рис. 3–4).

Для повного розуміння різниці, наводимо наочний приклад-порівняння частини мультфільму без тифлокоментаря, і з ним (взята частина м/ф з 0:38 по 1:12 хв.) (рис. 5, табл.1).



Рис. 3. «У затишній хатці бабуся старанно місить тісто» (0:10 хв)



Рис. 4. «Пахощі короваю принаджують лісових звірят, вони прибігли подивитися на дивокоровай» (4:21 хв)



Рис. 5. Сцени зміни сюжету протягом 0:38–1:12 хв.

Таблиця 1. Порівняння наповненості мультфільму в оригіналі, та з тифлокоментарем

Оригінал мультфільму	Мультфільм з тифлокоментарем
0:38–1:12 (Без будь яких пояснень грає чарівна музика).	0:38–1:12 Під час музики, лунає голос тифлокоментатора: Бабуся накрила тісто рушничком, позіхнула і втомлена пішла спати. А, на гілці дерева, що біля хатки, пташка зяблик теж засинає. Вечір. У небі засяяли зірки, зійшов блідий місяць, що схожий на пухкий рогалик. Ніч. Та ось настав ранок. Бабуся хатка обсаджена довкола квітами, її осіває ласкаве сонечко. І зяблик прокинувся.

Головні переваги нашої ІС для створення відеоконтенту для незрячих:

- можливість обробки як готового звукового ряду, так і запис нового через власний інтерфейс;
- редагування аудіоряду;
- визначення тривалостей пауз для тифлокоментарів;
- створення для відповідних тривалостей пауз, тифлокоментарів, яким задається їхня тривалість і черговість виходу у запис;

Демчук А. Б.

Аспірант, Національний університет «Львівська політехніка», Україна

ВИДЕОКОНТЕНТ ДЛЯ НЕЗРЯЧИХ: МЕТОД ТИФЛОКОМЕНТИРОВАНИЯ

В статье исследована проблема доступа к видеоконтенту людей с полной или частичной потерей зрения, рассмотрено тифлокомментирование, как метод адаптации видеоконтента для людей с проблемами зрения. При исследовании проблемы доступа слабовидящих к видеоконтенту следует понимать, что большинство информации предоставляется зрителю посредством изображения. Так, незрячие слышат все слова актеров, звуки окружающей среды, процессов на экране, но им трудно идентифицировать, кому какие слова принадлежат, что именно в данный конкретный момент происходит с героями, что изображено в данной сцене, какова реакция актеров, их эмоции, которые чаще всего выражаются с помощью движений или мимики. Тифлокомментарии к фильмам для незрячих людей – вот один из реальных шагов решения ограниченности доступа к такому виду контента.

Ключевые слова: видеоконтент, тифлокомментирование, аудиодескрипция, тифлокомментатор, видеоряд.

Demchuk A. B.

Postgraduate student, National University «Lviv Polytechnic», Ukraine

VIDEO CONTENT FOR THE BLIND PEOPLE: METHOD AUDIODESCRIPTION

The problem of video access of people with total or partial loss of vision is studied. The typhlocomment as a method for blind adaptation of video content is described. When researching the problem of access of weak-sight people to the video content, it is required to understand that more than a most part of the information is provided to the viewer in the form of an image. The blind people hear all words of actors, sounds of the environment, processes at the screen, but it is difficult for them to identify the person to whom the specific words belong, what happens with heroes at the very specific moment, what is depicted in the given scene, it is difficult for them to understand reaction of actors, which the latter often express with the help of movements or mimics. Typhlocomments to video content for blind people are one of the real steps towards solution of the problem of limitation of access to such content.

Keywords: video content, typhlocomment, audiodescription, typhlocommentator, video series.

REFERENCES

1. Vanshin S. N., Vanshina O. P. Slovesnoe opisaniye dlya slepyih. Moskva, Logosvos, 2011, 62 p.
2. Demchuk A. B., Lytvyn V. V. Pidhid do rozvyazuvannya zadachi vyboru tyflokomentatora opysu siuzhetu dlia liudei z vadamy zoru, *Informatsiini systemy ta merezhi*. Visnyk

– синхронізація і «склейка» аудіо і відеодоріжок у фінальний файл.

ВИСНОВКИ

Проблема доступу до відеоконтенту осіб з вадами зору дуже гостро стоїть в даний час. У проблематиці навчання таких людей також виникають великі проблеми, людина, яка отримує інформацію, повинна мати добре розвинену увагу, мати достатній запас знань, що дозволяють сприймати інформацію на слух.

Тифлокоментування, як спосіб донесення інформації до незрячого або слабкозрячого користувача, є надзвичайно якісним методом донесення суті, важливих деталей того, що зрячі бачать в конкретний момент на екрані телевізора, дисплеї монітора або навіть на театральній сцені.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. *Ваньшин, С. Н.* Словесное описание для слепых / С. Н. Ваньшин, О. П. Ваньшина. – М. : Логосвос, 2011. – 62 с.
2. *Демчук, А. Б.* Підхід до розв'язування задачі вибору тифлокоментатора опису сюжету для людей з вадами зору / А. Б. Демчук, В. В. Литвин // Інформаційні системи та мережі. Вісник Національного університету «Львівська політехніка». – Львів, 2013. – № 770. – С. 138–142.
3. *Литвин, В. В.* Освітній відеоконтент для людей з вадами зору. Напрацювання та досвід Національного університету «Львівська політехніка»: препринт / В. В. Литвин, А. Б. Демчук. – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2013. – 20 с.

Стаття надійшла до редакції 17.01.2014.

Natsionalnogo universytetu «Lvivska politekhnik», Lviv, 2013, No. 770, pp. 138–142.

3. Lytvyn V. V., Demchuk A. B. Osvitnii videokontent dlia liudei z vadamy zoru. Napratsiuvannia ta dosvid Natsionalnogo universytetu «Lvivska politekhnik»: preprint. Lviv, Vydavnytstvo Lvivskoi politekhniky, 2013, 20 p.

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА АНАЛИЗА И ИНТЕРПРЕТАЦИИ ЭКГ

В статье выполнен обзор существующих программных продуктов для анализа и интерпретации электрокардосигнала (ЭКГ), предложен алгоритм идентификации ЭКГ, основанный на обнаружении и временной локализации максимумов модуля вейвлет-преобразования, и нейросетевой классификатор кардиоциклов. Разработана программа для анализа и интерпретации ЭКГ. Проведены эксперименты по дельнейации сигнала. Исследованию подвергались записи цифровых сигналов ЭКГ базы данных QTDB. Результаты работы предложенного алгоритма сравнивались с опубликованными результатами работы других алгоритмов идентификации ЭКГ. Наиболее существенное улучшение было обнаружено в определении положения P- и T-волны.

Ключевые слова: дельнейация ЭКГ, вейвлет-анализ ЭКГ, ключевые точки ЭКГ, максимумы модуля вейвлет-преобразования, нейросетевой классификатор кардиоциклов.

ВВЕДЕНИЕ

Диагностика сердечно-сосудистой системы человека принадлежит к числу важнейших задач кардиологии. Основные причины смертности людей в трудоспособном возрасте связана с сердечно-сосудистыми заболеваниями. Этим обусловлена необходимость разработки и совершенствования средств мониторинга для объективного оценивания и прогнозирования состояния сердечно-сосудистой системы. На данный момент электрокардиограмма (ЭКГ) является самым распространенным методом диагностики работы сердечно-сосудистой системы человека.

Автоматический анализ электрокардосигнала представляет собой достаточно сложную теоретическую проблему. Это в первую очередь связано с физиологическим происхождением сигнала, которое обуславливает его недетерминированность, разнообразие, изменчивость, непредсказуемость, нестационарность и подверженность многочисленным видам помех.

Компьютерный анализ ЭКГ все чаще применяется в кардиологической практике. В то же время существующие компьютерные системы не обеспечивают требуемую достоверность результатов диагностики. Такая ситуация прежде всего обусловлена ошибками при распознавании информативных фрагментов ЭКГ, отражающих отдельные стадии электрического возбуждения предсердий и желудочков сердца.

Актуальным является вопрос повышения точности методов анализа ЭКГ путем корректного определения временных параметров сигнала.

ОБЗОР ПРОГРАММ ДЛЯ АНАЛИЗА И ИНТЕРПРЕТАЦИИ СИГНАЛА ЭКГ

Программное обеспечение имеет основополагающее значение при построении системы электрокардио-

рафии высокого разрешения (ЭКГ ВР). Именно алгоритмическое и программное обеспечение определяют функциональные возможности диагностики и в значительной степени правильность постановки диагноза в целом.

В табл. 1 приведен перечень и ключевые возможности программ для анализа и интерпретации сигнала ЭКГ от ведущих мировых компаний-производителей электрокардиографов.

Можно выделить следующие общие проблемы, присущие многим диагностическим системам ЭКГ ВР [7]:

- сложность учета во время автоматического анализа ЭКГ сведений, не содержащихся в самой ЭКГ, но обязательно (часто неявно) учитываемых врачом при интерпретации ЭКГ;

- диагностические ошибки. Имеются оценки, что в коммерческих системах автоматического анализа ЭКГ от 5 до 20 процентов автоматических заключений полностью или частично не совпадают с врачебными заключениями. В зависимости от реализации, система может быть склонна делать вполне определенные ошибки (гипер- или гиподиагностика определенной группы ЭКГ-заключений) или вообще не выявлять какую-либо электрокардиографическую патологию. Вероятно, что улучшение диагностики одного класса нарушений может привести к ухудшению показателей в других классах;

- неудобный пользовательский интерфейс.

Исходя из проведенного анализа существующих программных средств автоматического анализа ЭКГ, выявлены основные возможности, которыми должна обладать программа, обеспечивающая анализ и интерпретацию сигнала ЭКГ:

- загрузка ЭКГ-сигнала и отображение его на экране;
- распознавание характерных элементов ЭКГ;
- расстановка маркеров узловых точек сигнала;
- автоматическое и ручное измерение интервалов ЭКГ;