

ПРИЛОЖЕНИЕ НА МЕТОДИ ЗА РАЗПОЗНАВАНЕ НА ОБРАЗИ И АНАЛИЗ НА ДАННИ В КЛАСИФИКАЦИЯТА НА ЕЛЕКТРОННИ ЕЛЕМЕНТИ ПО НАДЕЖДНОСТ

ас. инж. Тончо Папанчев
Технически Университет – Варна, email: t.papanchev@abv.bg

доц. д-р инж. Антон Георгиев
Технически Университет – Варна, e-mail: georgiev_an@yahoo.com

ВЪВЕДЕНИЕ

Прилагането на методи за разпознаване на образи (РО) и анализ на данни е подходящо при изследването на ИС с висока степен на интеграция (ГИС, микроконтролери, микропроцесори, памети, FPGA и други СГИС), сложна и високоотговорна електронна апаратура, чието пълно изпитване по надеждност е трудно осъществимо или нецелесъобразно [1]. РО може да се прилага на различни етапи – на изхода на производството (изходящ контрол), след прилагане на „бърн-ин“ натоварвания, при приемо-предавателни процедури и др.

РО и анализът на данни са процеси, свързани с измерване и анализиране на множество признаци, чиито мерни единици могат да бъдат от различно естество и порядък, с различна степен на информативност и с различна тежест. Това ги прави подходящи за изследвания в областта на електрониката, тъй като състоянието на електронните изделия достатъчно точно може да бъде описано с помощта на краен брой параметри (признаци) [2]. Тези параметри формират вектори на образите на изделията, а стойностите на параметрите определят местоположението на образа на изделието в многомерното пространство на признаците. Ако на базата на някакви данни и извършени изследвания пространството може да се раздели на области, отговарящи на определено надеждностно състояние на изделията, попадането на образа на едно изделие в една или друга област може да бъде показател за класифицирането му по надеждност [3].

Използването на методи за РО и анализ на данни при надеждностната класификация притежава няколко специфични особености:

1. Голяма част от признаците могат да определят еднозначно изследваното изделие като „надеждно“ или „ненадеждно“.
2. Областта от n -мерното пространство на признаците, съответстваща на състояние „надеждно“, е крайна. Областта „ненадеждно“ състояние е безкрайна, но за практиката е интересна и се изследва областта, в която всеки от признаците е в допустимите си граници.
3. Извършва се първоначална нормализация на стойностите на наблюдаваните признаци, поради тяхната нееднородност по характер и величина.

По своята същност това са ограничителни условия, които опростяват прилагането на такива методи и подходи в областта на надеждностното оценяване.

В настоящия доклад се анализират възможностите за прилагане на методи и алгоритми за обработка на информация при разпознаването на образи и анализа на данни, при класифициране на електронните изделия от гледна точка на надеждността. В резултат, е предложен алгоритъм за класифицирането им в два класа – „надеждни“ и „ненадеждни“.

ТЕОРЕТИЧНИ ПОСТАНОВКИ

С оглед прилагането на методите за РО и анализ на данни при надеждностна класификация, ще бъдат разгледани някои от съществуващите методи за РО и анализ на

данни. Критерий за избор на тези методи е практическата им приложимост при надеждността анализ.

КЛАСИФИКАЦИЯ ПОСРЕДСТВОМ РАЗДЕЛЯЩИ ГРАНИЦИ

При методите на решаващите функции разделянето в класове, в състава на които влизат идентични вектори на образите (ВО), се осъществява чрез дефинирането на разделящи граници [4]. Обобщаваща форма на разделящата функция може да се представи чрез формулата на Нилсън:

$$d(\vec{X}) = \Phi(\vec{X}) = \omega_1 \cdot f_1(\vec{X}) + \omega_2 \cdot f_2(\vec{X}) + \dots + \omega_n \cdot f_n(\vec{X}) + \omega_{n+1} = \sum_{i=1}^{n+1} \omega_i \cdot f_i(\vec{X}), \quad (1)$$

където ω_i са тегловни коефициенти, а $f_i(\vec{X})$ са линейно независими функции на вектора на признаците \vec{X} и не зависят от теглата ω_i , а $f_{n+1}(\vec{X}) = 1$.

Ако означим $\vec{X}^* = \begin{bmatrix} f_1(\vec{X}) \\ f_2(\vec{X}) \\ \vdots \\ f_n(\vec{X}) \\ 1 \end{bmatrix}$ и $\vec{W} = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_{n+1} \end{bmatrix}$,

можем да запишем решаващата функция във формата

$$d(\vec{X}) = \vec{W}' \cdot \vec{X}^* . \quad (2)$$

След изчисляване на стойностите на $f_i(\vec{X})$ векторът \vec{X}^* вече съдържа само числови стойности. Този подход дава възможност за линеаризиране на решаващата функция и опростяване на задачата за класификация.

Ефективността на приложение на метода зависи от три фактора:

- избора на подходяща решаваща функция $d(\vec{X})$;
- правилното формулиране на функциите $f_i(\vec{X})$;
- практическата възможност за определяне на стойностите на тегловните коефициенти ω_i .

Тези методи имат един сериозен недостатък – прилагането им при размерност на вектора на образите над три, възникват трудности. В този случай, построяването на решаващата функция е възможно с помощта на аналитични процедури, но дори и тогава е трудно да се прецени ефективността на избраната решаваща функция.

КЛАСИФИКАЦИЯ НА ОБРАЗИ ПОСРЕДСТВОМ ФУНКЦИИ ЗА РАЗСТОЯНИЕ

Методите за класифицирането на образи посредством функции за разстояние са едни от най-лесно приложимите методи при реализацията на РО. Основават се на факта, че най-очевидния начин за определяне на сходство между вектори на образи, представени като точки от евклидовото пространство, е определянето на тяхната близост. След предварителна нормализация на параметрите се формират един или повече еталонни образи за клас „надеждни” състояния и един или няколко класа „ненадеждни” състояния. За всеки неизвестен образ се определя разстоянието до всички еталони и най-късото от тях решава принадлежността на образа към съответния клас. Методите са особено удобни в случаите, когато образите проявяват тенденция към групиране и стойностите на параметрите им варират в тесни граници. Това е характерно за

надеждността на електроните изделия, което прави методите подходящи за надеждното оценяване на изделията.

Прилагането на тези методи е възможно при предварително известни образи, приети за представителни за всеки от разглежданите класове. Тези образи се наричат еталони. Решение за принадлежността на един новопостъпил за класификация образ към един от класовете се взема след изчисляване и анализ на разстоянието от образа до всеки един от еталоните.

КЛАСОВЕ С ЕДИНСТВЕН ЕТАЛОН ЗА ВСЕКИ КЛАС.

При този метод се изчислява Евклидовото разстояние между вектора на признаците \vec{X} на неизвестния образ и всеки от векторите \vec{Z}_i на еталоните на приетите класове $\{w_i, i = \overline{1, m}\}$, [5]:

$$D_i = \|\vec{X} - \vec{Z}_i\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - z_{ik})^2}, \quad (3)$$

където x_k и z_{ik} са k -тите компоненти на векторите \vec{X} и \vec{Z}_i , $k = \overline{1, n}$.

Решението за принадлежност на образа към класа w_i се приема в случай, че разстоянието $D_i < D_j$ за всяко $i \neq j$. В случай на равни разстояния, в стандартните системи за РО се взема произволно решение за принадлежност.

След преобразуване се достига до по-удобно представяне :

$$D_i^2 = \|\vec{X} - \vec{Z}_i\|^2 = (\vec{X} - \vec{Z}_i)' \cdot (\vec{X} - \vec{Z}_i) = \vec{X}' \cdot \vec{X} - 2 \cdot (\vec{X}' \cdot \vec{Z}_i - \frac{1}{2} \cdot \vec{Z}_i' \cdot \vec{Z}_i), \quad (4)$$

откъдето решаващите функции могат да се запишат като

$$d_i(\vec{X}) = \vec{X}' \cdot \vec{Z}_i - \frac{1}{2} \cdot \vec{Z}_i' \cdot \vec{Z}_i. \quad (5)$$

Тогава $\vec{X} \in w_i$, ако $d_i(\vec{X}) > d_j(\vec{X})$ за всяко $i \neq j$.

КЛАСИФИКАЦИЯ ПРИ ПОВЕЧЕ ОТ ЕДИН ЕТАЛОН ЗА ВСЕКИ КЛАС

Допускането, че всеки клас може да се представи с множество еталони, разширява възможностите за класификация по надеждност на състояния, принадлежащи към един клас, но проявяващи тенденция към групиране около един от еталоните $\vec{Z}_i^1, \vec{Z}_i^2, \dots, \vec{Z}_i^{N_i}$, където N_i е броя еталони за i -тия клас [6]. Тогава функцията, представяща разстоянието между произволен образ \vec{X} и класа w_i се представя във вида [4]:

$$D_i = \min_l \|\vec{X} - \vec{Z}_i^l\|, \quad l = \overline{1, N_i}, \quad (6)$$

където l е l -тия еталон на i -тия клас.

След установяване на всички разстояния D_i на образа \vec{X} до всички класове се определя най-малкото от тях и според него се взема решение за класификация на неизвестния образ:

$$\vec{X} \in w_i, \text{ ако } D_i < D_j \text{ за } \forall i \neq j.$$

Решаващата функция в случая изглежда по следния начин:

$$d_i(\vec{X}) = \max_l \left\{ \vec{X}' \cdot \vec{Z}_i^l - \frac{1}{2} \cdot (\vec{Z}_i^l)' \cdot \vec{Z}_i^l \right\}, \quad (7)$$

или ако $d_i(\vec{X}) > d_j(\vec{X})$ за всяко $i \neq j$, $\Rightarrow \vec{X} \in w_i$.

Когато областите на надеждните и ненадеждните състояния не могат да се разделят линейно, по-точно описание на областите и респективно по-точна класификация се

постига при използването на повече от един еталон за клас. Това прави този метод подходящ за прилагане в процеса на надеждностна класификация, след като са определени вече еталонните образи, или центрове, за всеки клас.

“kNN” КЛАСИФИКАЦИЯ.

При надеждностната оценка на електронните изделия, когато създаването на еталонни образи на класовете е затруднено, е възможно използването на образи с известна класификация, посредством правилото за k -най-близките съседи (kNN – k -nearest neighbor). При наличие на n броя образи с известна класификация $\vec{S}_1, \vec{S}_2, \dots, \vec{S}_n$, разпределени в m броя класове w_1, w_2, \dots, w_m , образът \vec{S}_i се нарича най-близък съсед на неизвестния образ \vec{X} , ако е изпълнено условието

$$D(\vec{S}_i, \vec{X}) = \min_l \{D(\vec{S}_l, \vec{X})\}, l = \overline{1, n}. \quad (8)$$

Оценяват се първите k най-близки съседи на образа \vec{X} . При въведена граница на достоверност $R(k/2 < q \leq k)$ принадлежността на образа към даден клас е определена, ако сред отделените k образа има q или повече от q броя образи от този клас.

Прилагането на метода на най-близките съседи има висока точност на разпознаване, доколкото цялото пространство е осеяно с множество образи, всеки от които в случая играе роля на еталон в своята мини-околност. Недостатък е обаче необходимостта да се съхраняват голям обем данни и извършването на множество операции по измерване на разстояния и сравняването им.

КЛЪСТЕРЕН АНАЛИЗ (КА).

Клъстерният анализ е един от най-често използваните методи за многомерен анализ на данни и класификация.

КА е съвкупност от математически методи за формиране на сравнително отдалечени една от друга групи от близки помежду си обекти по принципите за разстоянието и връзките между тях.

Използването на методите на КА е подходящо при първоначалното разделяне на образите от извадката на класове според техните характеристики и параметри, формиращи векторите на признаците. КА се използва за обработка с цел откриване на „невидими” взаимовръзки и зависимости в общия обем информация. КА може да се разглежда като задача за РО без „учител” – идентификация на класове в дадено множество от образи. Получените в резултат от обработката клъстери могат да се приемат за отделни класове, или няколко от тях да формират един клас. Получените центрове на клъстерите могат да се използват за изходна база за класификатори на базата на минималното разстояние.

АЛГОРИТЪМ НА “МАКСИМАЛНОТО-МИНИМАЛНОТО РАЗСТОЯНИЕ”

От различните методи за клъстерен анализ представяме клъстеризацията по максималното-минималното разстояние [4],[6].

Този метод се прилага, когато първоначално не се знае изходния брой на клъстерите. Алгоритъмът е подходящ за предварителна класификация на изделия при надеждностния анализ, тъй като приоритетно се локализируют крайните клъстери, където се очаква да се открият образите на изделията с най-големи отклонения в стойностите на параметрите. След провеждане на определителни изпитвания, клъстерите могат да се групират в два или повече класа по надеждност, а центрове им да се използват за еталони при методите за класификация по минимално разстояние.

Алгоритъм на метода на минималните-максималните разстояния:

1. От всички n образи произволно се избира един и се обявява за център на първия клъстер w_1 . Обикновено това е образа с индекс „1“:

$$\vec{C}_1 = \vec{X}_1.$$

2. Изчислява се Евклидовото разстояние d_{i1} между \vec{C}_1 и останалите образи, $i = \overline{2, n}$.

3. Избира се най-голямото разстояние и обектът, който съответства на него, се избира за център на втория клъстер w_2 :

$$\vec{C}_2 = \vec{X}_{k_2},$$

където \vec{X}_{k_2} е образа, отговарящ на условието $d_{k_2,1} = \max\{d_{i1}, i = \overline{2, n}\}$.

Индексът k_2 приема значението на номера на образа, удовлетворяващ горното условие.

Чрез циклична последователност се избират останалите центрове, като броят им се следи с параметра i . На този етап от алгоритъма $i=2$.

4. Изчисляват се разстоянията от избраните вече центрове $\vec{C}_j, j = \overline{1, i}$, до останалите образи.

5. Пресмята се „типично“ разстояние на цикъла – например средната стойност d_{ave}^i на разстоянията от останалите образи до избраните центрове:

$$d_{ave}^i = \frac{\sum_{r \in Q} \sum_{j=1}^i d_{rj}}{(n-i) \cdot i}, \quad (9)$$

където Q е подмножеството на останалите $(n-i)$ образа.

6. За всеки център \vec{C}_j се изчисляват разстоянията до останалите образи и се определя минималното разстояние d_j^{\min} . От всички минимални разстояния $d_j^{\min}, j = \overline{1, i}$, се избира разстоянието с най-голяма стойност. Ако то е по-голямо от половината на „типичното“ разстояние d_{ave}^i , броя на центровете i се увеличава с 1:

$$i = i + 1,$$

образува се нов клъстер w_i с център $\vec{C}_i = \vec{X}_{k_i}$ и се преминава към търсене на следващия център с връщане към т.4. В противен случай се преминава към т.7.

7. За всеки от останалите образи се изчисляват разстоянията между него и определените центрове. За един образ се решава, че принадлежи към даден клъстер, ако неговия център се намира най-близо до образа, т.е.

$$\vec{X}_q \in w_j, \text{ ако } d_{qj} = \min_{\vec{C}_k} \{d_{qk}\}, \vec{X}_q \in Q, k = \overline{1, i},$$

където i е броя формирани клъстери, а Q е подмножеството на образите с неопределена принадлежност.

СТАНДАРТИЗАЦИЯ НА ПРИЗНАЦИТЕ

Наличието на много и различни по характер и скали на измерване признаци, формирани векторите на образите на изследваните компоненти или системи, затруднява и даже прави невъзможно правилното оценяване на сходствата между образите. Това налага предварителната обработка на информацията, даваща възможност впоследствие да се извършва коректно изчисление на разстоянията между образите.

Поради гаусовото разпределение, присъщо на случайните величини, съставлящи един образ на изделие при надеждността класификация, най-подходящия за използване способ за стандартизация е нормализацията на стойностите на параметрите. С прилагането му различните по стойност параметри приемат величини от еднакъв

порядък, с математическо очакване $\mu=0$ и средноквадратично отклонение $\sigma=1$. Подобен подход е приложен в алгоритъм „ISOMAD” в [6].

Нормализацията представлява преобразуване на векторите на образите $\vec{X}_j(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$ във вектори $\vec{Z}_j(z_{1j}, z_{2j}, \dots, z_{mj})$ по следните правила:

1. На всеки признак x_{ij} се изчислява средно аритметичното

$$x_{i,avg} = \frac{\sum_{j=1}^n x_{ij}}{n}, \quad (10)$$

където x_{ij} е i -тият признак на j -тият образ, а n е броя на образите.

2. Намира се и средно квадратичното отклонение за i -тият признак

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - x_{i,avg})^2}{n}}. \quad (11)$$

3. На всеки признак x_{ij} се съпоставя нова стойност z_{ij} . Така векторът \vec{X}_j се преобразува в нормализирания вектор \vec{Z}_j :

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{i,avg}}{\sigma_i}, \quad \vec{X}_j \rightarrow \vec{Z}_j. \quad (12)$$

АЛГОРИТЪМ ЗА НАДЕЖДНОСТНА КЛАСИФИКАЦИЯ С ПРИЛАГАНЕТО НА МЕТОДИ ЗА РО И АНАЛИЗ НА ДАННИ

При съвременните производствени технологии създаваните електронни изделия се характеризират с малки вариации на параметрите в границите на толерансите. При изходящия контрол се отхвърлят дефектните изделия. В останалите елементи е възможно да има скрити дефекти, но тъй като параметрите им са в допустимите граници, изходящият контрол ги приема за изправни. Параметрите, които имат приетите за изправни елементи, най-често са групирани близо до центъра на допустимите стойности, достатъчно плътно една до друга. Това затруднява разделянето им в групи според изходните им параметри. В този типичен за съвременното производство на електронни изделия случай ние предлагаме бърнингване с цел по-голямо разсейване на параметрите и по-достоверното им включване в една или друга група.

Разработили сме алгоритъм за оценка и класифициране на електронни изделия в два класа R_1 -„надеждни” и R_2 - “ненадеждни”. Приложени са методът на максималните-минималните разстояния и класификацията чрез функции за разстояние с повече от един еталон.

Изпълнението на алгоритъма включва следните стъпки:

1. Процедура за изходящ контрол – отхвърлят се всички дефектни изделия.
2. Бърнингване на останалите изделия.
3. Измерване на стойностите на наблюдаваните параметри (признаци) x_{ij} , съставлящи векторите на образите на изделията $\vec{X}_j(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{sj}), j=1, \overline{N}$, където N е общия брой изделия, а s е броя на признаците, описващи разположението на всеки образ в s -мерното пространство на признаците.
4. Формиране на контролна извадка с n броя членове.
5. Нормализация на параметрите x_{ik} на образите от контролната извадка $\vec{X}_k, k = \overline{1, n}$:

$$x_{ik} \rightarrow z_{ik}, \vec{X}_k \rightarrow \vec{Z}_k.$$

6. Посредством метода на максималното-минималното разстояние извършваме първична клъстеризация на образите на изделията от контролната извадка. При този метод нямаме първоначално фиксиран брой клъстери и пространството на образите се анализира и разделя на области без ограничителни условия за техния брой. Ако по предварителни прогнозни оценки има теоретично определен оптимален от гледна точка на надеждността образ, най-близко разположеният до него образ от извадката се приема за център на първия клъстер.

7. Изделията се подлагат на изпитвания за оценка на техните надеждностни показатели. По предварително зададен критерий всяко изделие се определя като „надеждно” или „ненадеждно”.

8. Получените резултати се използват, за да се групират клъстерите в два класа – R_1 - „надеждни” и R_2 - “ненадеждни”. Условието за класифициране на клъстера w_j в един от класовете е относителния дял $\gamma_j\%$ на изделията от преобладаващата група да бъде по-голям или равен на предварително приета гранична стойност $Y\%$:

$$\gamma_j\% = \frac{m_{dom}^j}{m_{tot}^j}, \quad \gamma_j\% > Y\%, \quad (13)$$

където m_{dom}^j е броя преобладаващи изделия, а m_{tot}^j е общия брой изделия в клъстера w_j .

Клъстерите, които не отговарят на условието за класифициране, се приемат за „неопределени”.

9. Ако броя на „неопределените” клъстери е повече от предварително зададена гранична стойност ε , се извършва отново първична клъстеризация (т.б. от алгоритъма), като за първи център се приема друг образ от извадката. От практическа гледна точка ε приема стойности от 1 до 3, без това да се влошава точността на класификация.

10. Всеки „неопределен” клъстер се подлага на вътрешна вторична клъстеризация и класификация по правилата на т.8. Теоретично процедурата може да се проведе неколкостранно за постигане на висока точност. За практиката е достатъчен един цикъл на вътрешна клъстеризация.

Получените нови центрове се означават като центрове от второ ниво и имат смисъл само в рамките на първичния клъстер.

11. Възстановяване на оригиналните параметри и образи на центрoвете на клъстерите във вида им преди нормализацията $z_{ij} \rightarrow x_{ij}, \vec{Z}_j \rightarrow \vec{X}_j$. Оригиналните образи на избраните центрове се използват при класификацията на останалите изделия.

12. Прилагаме тристъпкова класификация за определянето на принадлежността на останалите изделия към класовете R_1 и R_2 , използвайки класификация посредством функции на разстояние с повече от един еталони за всеки клас. За еталони се приемат образите, определени за центрове на отделните клъстери:

Стъпка 1. За всеки нов образ се изчислява разстоянието до всички еталони, определени при първичната клъстеризация. Образът се присъединява към клъстера с най-близко разположен до образа център, и приема неговата принадлежност към единия от двата класа.

Ако изследвания образ попадне в „неопределен” по смисъла на т. 9 клъстер, се пристъпва към нова класификация:

Стъпка 2. Изпълнява се същата процедура, както при стъпка 1, но се работи само в рамките на „неопределения” клъстер, с избраните при вторичната клъстеризация вътрешни центрове. Образът се присъединява към клъстера с най-близко разположен до образа център, и приема неговата принадлежност към единия от двата класа.

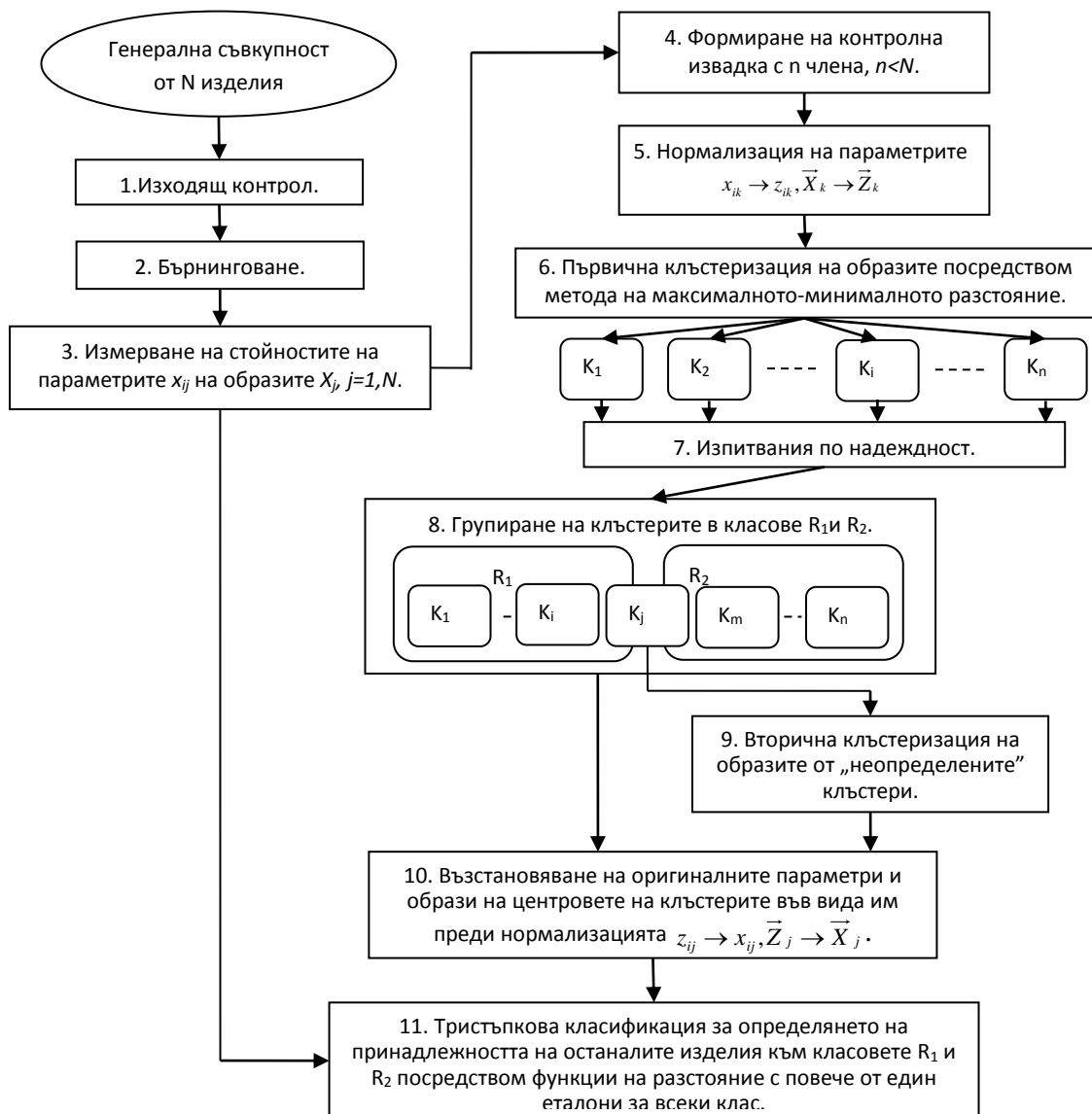
Стъпка 3. За случаите, когато не е възможно еднозначно класифициране поради равноотдалеченост на изследваните образи от еталоните на различните класове, стандартните системи за РО прилагат произволно класифициране. Ние смятаме, че при изследването на надеждността е целесъобразно да се въведат точни правила за еднозначно класифициране на такива изделия, и предлагаме тези правила да са свързани с областта на приложение на изделията, а именно:

3.1. Ако системите (елементите) са за битово приложение или промишлени приложения, при които не се застрашава сигурността на човешкия, се приемат за „надеждни“.

3.2. Ако системите (елементите) са за промишлени и други приложения, при които се застрашава сигурността на човешкия, например в авиационната или железопътната техника, се приемат за „ненадеждни“.

При възможност част от изделията, класифицирани по тези правила, се проследяват в експлоатацията, за натрупване на статистическа информация и повишаване на точността на класифициране.

На фиг.1. е показана блоковата схема на алгоритъма.



Фиг.1. Блок-схема на предложения алгоритъм за надеждностна класификация.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящата публикация е анализирана приложимостта на методите за разпознаване на образи и анализ на данни за оценка на надеждността на електронни изделия. Методът на „максималното-минималното разстояние” дава възможност да се обхване и анализира най-пълно цялото пространство на признаците, което осигурява впоследствие класификация с висока степен на достоверност. Разработен е и е представен алгоритъм за класифициране по надеждност, при който се използват алгоритъма за клъстеризация по „минимално-максимално разстояние” и класификация по минималните разстояния с повече от един еталон за клас. Предимството на дадения алгоритъм се състои в това, че предлага възможност за класифициране на база на „интуитивно” оценяване на моментното състояние на изделията, представено като образ в многомерното пространство на измерваните признаци. Алгоритъмът дава възможност за прецизен надежден анализ в случаи на ограничени или липсващи предварителни статистически данни за надеждностните характеристики на изделията.

БЛАГОДАРНОСТИ

Научните изследвания, резултатите от които са представени в настоящата публикация, са извършени по проект ПДЗ/2012 в рамките на присъщата на ТУ-Варна научно-изследователска дейност, финансирана целево от държавния бюджет.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Георгиева Н. Г.; Проблеми на надеждността на микроелектронните изделия, Дисертация за получаване на научна степен “доктор”. Научен ръководител А.Атанасов, София, 1997
- [2] Sotiris V. A., P. W. Tse, M. G. Pecht; *Anomaly detection through a Bayesian support vector machine*, IEEE Transactions on Reliability, vol. 59, No.2, June 2010.
- [3] Георгиева Н. Г., А. С. Георгиев; Прогнозиране на параметричната надеждност на електронните изделия, Списание “Електротехника и електроника” (“Е+Е”), №1-2, 2004, ISSN 0861-4717. Стр 16-21.
- [4] Синягина Н., М.Тодорова; *Разпознаване на образи*, ISBN 978-954-680-453-2, Университетско издателство „Неофит Рилски“, Благоевград, 2007.
- [5] Gonsales R., E. Woods; *Digital image processing, second edition*, Prentice Hall, NJ, 2002.
- [6] Р. Гонсалес; *Принципы распознавания образов*, изд. Мир, Москва, 1978.