



RECUNOAȘTEREA formelor

Radu-Daniel Vatavu

În cadrul acestui serial vom prezenta mai multe detalii referitoare la modul în care pot fi detectate asemănările dintre obiectele grafice. Acest prim episod va conține prezentarea unor noțiuni introductive, precum și un algoritm simplu de clasificare a formelor.

Introducere

Recunoașterea formelor este un domeniu al inteligenței artificiale, care cuprinde ansamblul tehnicilor de reprezentare și decizie în vederea automatizării procesului de identificare a asemănărilor dintre obiecte sau fenomene. Metodele sale își găsesc aplicații într-o varietate de domenii, dintre care amintim:

- **medicină** (sisteme automate de diagnosticare pe baza simptomelor prezentate și a rezultatelor analizelor, analiza și interpretarea electro-cardiogramelor și encefalogramelor, analiza radiografiilor);
- **industrie** (detectarea defectelor de fabricație ale produselor, sisteme de viziune artificială pentru roboți industriali);
- **procesarea semnalelor și imaginilor** (recunoașterea vorbirii, recunoașterea caracterelor, a amprentelor, recunoașterea facială, analiza imaginilor satelit);
- **analiza diferitelor fenomene economice și luarea unor decizii de natură financiară, analiza fenomenelor sociale**, etc.

O aplicație standard de recunoaștere a formelor cuprinde următoarele etape:

- **codificarea**: folosirea unei metode de reprezentare a datelor de prelucrat compatibilă cu cerințele calculatorului numeric. Această etapă este realizată în anumite cazuri de un translator, care poate fi o cameră video într-o aplicație de recunoaștere facială sau un microfon în cazul recunoașterii vorbirii;
- **preprocesarea**: eliminarea eventualelor zgomote care pot afecta datele de intrare, efectuarea de prelucrări în vederea reducerii dimensiunilor datelor, normalizări, transformări liniare și neliniare etc;
- **învățarea**: construirea unui model de clasificator, plecând de la o mulțime de exemple și împărțirea acestora într-un anumit număr de clase;
- **analiza și decizia**: stabilirea clasei din care face parte o formă, inițial necunoscută;

- **postprocesarea**: eventuala validare a deciziei luate, având ca suport o anumită bază de cunoștințe.

Din aceste etape se desprinde obiectul general al recunoașterii formelor: pe de o parte descrierea și reprezentarea obiectelor și fenomenelor într-o manieră standard de "formă" astfel încât să poată fi supuse unor prelucrări matematice și algoritmice și pe de altă parte, luarea unei decizii privind clasificarea unei forme necunoscute la un ansamblu deja "învățat". Evident, de o mare importanță se dovedește a fi alegerea reprezentării, care trebuie să conțină suficiente informații pentru a asigura o precizie ridicată clasificării, dar trebuie să fie și condensată pentru a evita un timp de calcul exagerat în momentul luării deciziei.

Există două mari abordări în domeniul recunoașterii formelor, în funcție de manierele diferite de reprezentare, învățare și luare a deciziilor, și anume:

- recunoașterea numerică sau statistică;
- recunoașterea sintactică sau structurală.

În cele ce urmează, vor fi abordate aspectele referitoare la recunoașterea statistică a formelor.

Noțiuni generale

Abordarea statistică are în vedere clasificarea obiectelor sau fenomenelor, având la bază măsurarea unor anumite proprietăți sau **caracteristici** ale acestora. Astfel, o **formă** poate fi reprezentată ca un **ansamblu de caracteristici**.

De exemplu, într-o aplicație de recunoaștere a caracterelor pot fi utilizate drept caracteristici aria, perimetrul, înălțimea, lățimea, raportul dintre aria caracterului și aria dreptunghiului circumscris etc. La fel de bine, împărțind dreptunghiul circumscris caracterului în $m \times n$ dreptunghiuri, pot fi alese drept caracteristici factorii de umplere ai fiecărui dreptunghi (definiți ca raportul dintre numărul de pixeli aparținând caracterului aflați în interiorul dreptunghiului k și aria în pixeli a dreptunghiului k , $k = 0 \dots m \times n - 1$). Cele două modalități de alegere a caracteristicilor sunt prezentate în figura 1.

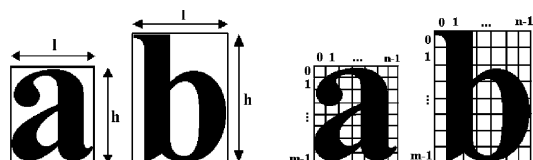


Figura 1

În continuare, prin *formă* se va înțelege modelarea matematică a obiectelor sau fenomenelor sub forma unor vectori de caracteristici. Astfel, fiecărei forme x i se asociază un punct din spațiul R^p (numit și spațiul caracteristicilor):

$$x = (x_0, x_1, \dots, x_{p-1})$$

Prin *spațiul formelor* se înțelege populația formelor care urmează a fi analizate, deci o submulțime F a spațiului R^p . *Spațiul claselor* (sau mulțimea C a claselor) desemnează categoriile care servesc la clasificarea formelor date. În exemplul considerat, spațiul formelor poate fi submulțimea F a matricelor de ordin $m \times n$:

$$F \subset \{A_{m \times n} \mid a_{ij} \in [0, 1]; i = 0 \dots m-1; j = 0 \dots n-1\},$$

iar spațiul claselor mulțimea $C = \{a, b, c, \dots, z\}$. Prin *clasificator* se înțelege o funcție K definită pe spațiul formelor ce asociază fiecărei forme x din F un identificator aparținând spațiului claselor:

$$K : F \rightarrow C, K(x) = c$$

Se numește *set de învățare* o mulțime de forme a căror clasificare este cunoscută:

$$S = \{(x, c) \mid x \in F, c \in C\}$$

Metoda de învățare utilizată va influența performanțele și precizia clasificării. Se pot distinge două modalități generale de învățare:

- **învățarea supravegheată:** presupune construirea clasificatorului general pe baza unui set de învățare S (se cunoaște deci clasa de apartenență a fiecărei forme);
- **învățarea nesupravegheată:** presupune realizarea unei partiționări a spațiului formelor, ținând cont de "asemănările" formelor furnizate (sunt construite grupuri de forme asemănătoare, fără nici o informație inițială privind clasele de apartenență ale acestora).

Clasificarea caracteristicilor

Caracteristicile utilizate pentru reprezentarea formelor pot fi clasificate în funcție de natura lor în:

- caracteristici *cantitative*;
- caracteristici *calitative*.

Caracteristici cantitative

Fie o submulțime S' a setului de învățare S , definit mai sus, astfel încât toate formele să prezinte o clasificare în aceeași clasă. De asemenea, presupunem că pentru descrierea formelor au fost alese n caracteristici reprezentative:

$$S' = \{x_0, x_1, \dots, x_{p-1}\} \quad K(x_i) = c \in C$$

$$x_i = (x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,n-1}) \quad i = 0 \dots p-1$$

Etapă de alegere a caracteristicilor este esențială, influențând rezultatele viitoare ale clasificatorului și deci, ale sistemului de recunoaștere. Drept consecință, se impune o analiză a valorilor care pot fi luate de aceste caracteristici. Analiza caracteristicilor cantitative se realizează cu ajutorul unei serii de indicatori statistici: indicatori medii și indicatori ai variației prezentați în tabelele 1 și 2.

Denumire	Modalitate de calcul
media aritmetică	pentru o caracteristică j , este dată de formula:
	$m_j = \frac{\sum_{k=0}^{p-1} x_{k,j}}{p}$
modulul	reprezintă valoarea caracteristicii cu cea mai mare frecvență de apariție;
mediana	reprezintă acea valoare a caracteristicii situată în mijlocul șirului care conține valorile înregistrate ale acesteia, aranjate în ordine crescătoare sau descrescătoare; valoarea mediane pentru caracteristica j este:

$$Me_j = \begin{cases} x_{[p/2]} & \text{pt. } p \text{ impar} \\ \frac{x_{[(p-1)/2]} + x_{[p/2]}}{2} & \text{pt. } p \text{ par} \end{cases}$$

Tabelul 1: Indicatori medii utilizați în analiza caracteristicilor

Un indicator al corelației dintre caracteristici este reprezentat de covarianță. **Covarianța** dintre două caracteristici i și j este definită ca media aritmetică a produselor dintre abaterile valorilor fiecărei caracteristici față de valorile medii:

$$\text{cov}(i, j) = \frac{\sum_{k=0}^{p-1} (x_{k,i} - m_i) \cdot (x_{k,j} - m_j)}{p}$$

Semnificația indicatorului este prezentată în continuare:

- $\text{cov}(i, j) > 0$: legătura dintre cele două caracteristici este directă (cresc sau descresc împreună);
- $\text{cov}(i, j) < 0$: legătura dintre caracteristici este de sens invers;
- $\text{cov}(i, j) = 0$: caracteristicile sunt independente.

Trebuie remarcată existența relației:

$$\text{cov}(i, j) = \sigma^2_i$$

Caracteristici calitative

Uneori, caracteristicile cantitative nu sunt suficiente pentru a caracteriza corespunzător un obiect sau un fenomen, există dificultăți privind măsurarea lor sau pur și simplu există caracteristici calitative mult mai relevante. Un exemplu de caracteristică calitativă poate fi: *forma* = {alungită, rotundă, ovală} în descrierea unor obiecte sau *caracterul* = {flegmatic, melancolic, sangvinic, coleric} în descrierea unor persoane. Se observă că setul valorilor posibile pentru caracteristicile calitative este finit. De asemenea, în vederea prelucrării lor sub o formă matematică, se impune un sistem de codificare a acestor caracteristici.

**Denumire Modalitate de calcul****amplitudinea variației**

diferența dintre nivelul maxim și nivelul minim al caracteristicii:

$$A_j = \max(x_{k,j}) - \min(x_{k,j}), \quad k = 0..p-1$$

abaterea medie liniarăpentru caracteristica j se calculează ca media aritmetică simplă a abaterilor valorilor caracteristicilor față de valoarea medie:

$$d_j = \frac{\sum_{k=0}^{p-1} |x_{k,j} - m_j|}{p}$$

abaterea medie pătraticăpentru caracteristica j se calculează ca media pătratică a abaterilor valorilor caracteristicilor față de valoarea medie:

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{p-1} (x_{k,j} - m_j)^2}{p}}$$

coeficientul de variațiepentru caracteristica j se determină ca raportul dintre abaterea medie pătratică și media aritmetică a caracteristicii:

$$v_j = \frac{\sigma_j}{m_j}$$

coeficientul de variație are o importanță deosebită, furnizând informații despre gradul de omogenitate al valorilor caracteristicii; dacă depășește valoarea de 35-40% (exprimat procentual), atunci media valorilor caracteristicii j nu este reprezentativă;

dispersia

media aritmetică a abaterilor valorilor caracteristicii față de valoarea medie:

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{k=0}^{p-1} (x_{k,j} - m_j)^2}{p}$$

Tabelul 2: Indicatori ai variației utilizați în analiza caracteristicilor

Alegerea și selecția caracteristicilor

Eta de alegere a caracteristicilor care vor descrie formele este de o importanță majoră, influențând atât precizia și calitatea clasificatorului cât și timpul de execuție al algoritmului de clasificare. Ansamblul caracteristicilor alese trebuie deci să se supună unor cerințe de ordin calitativ și cantitativ.

Presupunem în continuare că a fost ales un set de n caracteristici care vor descrie un ansamblu de obiecte sau fenomene. Adesea, multe din caracteristici au relativ puțină importanță în discriminarea dintre clase. De exemplu, pu-

tem avea $n = 50$ caracteristici, dar formele pot fi clasificate corect utilizând doar 6, 7 dintre acestea. Includerea unui număr mare de caracteristici slabe sau irelevante nu numai că încetinește procesul de decizie, dar de asemenea diminuează și performanțele acestuia.

În această privință există o serie de abordări euristice care conduc la eliminarea acelor caracteristici cu importanță relativ redusă, și anume:

- utilizarea unor algoritmi bazați pe forță brută (de tipul *backtracking*) care vor alege subsetul de $m < n$ caracteristici care conferă cea mai mică rată de eroare a clasificării; abordarea prezintă anumite dezavantaje:
 - ♦ metoda este viabilă doar pentru valori mici ale numărului n de caracteristici inițiale;
 - ♦ există posibilitatea obținerii unui set de m caracteristici adaptate perfect pentru setul de învățare, dar cu o insuficientă capacitate de generalizare;
- utilizarea unor algoritmi de tip *greedy*; există două variante care pot fi aplicate și anume: pornind de la o submulțime alcătuită dintr-o singură caracteristică, se adaugă progresiv o nouă caracteristică ce îmbunătățește performanța clasificării sau, pornind de la mulțimea inițială, se elimină caracteristica ce reduce cel mai puțin performanța totală;
- combinarea caracteristicilor; această operație conduce la obținerea unor caracteristici noi pe baza combinării celor existente, care pot determina performanțe sporite ale clasificării; o metodă simplă și uzuală este reprezentată de transformarea liniară a caracteristicilor, noul subset fiind dat de relația:

$$y^T = A \cdot x^T, \text{ unde}$$

$$y = (y_0, y_1, \dots, y_{m-1}), \quad y^T - \text{vectorul } y \text{ transpus}$$

$$x = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1}), \quad x^T - \text{vectorul } x \text{ transpus}$$

$$A - \text{matrice de ordin } m \times n$$

O altă soluție constă în utilizarea matricei de covarianță definită astfel:

$$C = (c_{i,j})_{m \times m}, \quad c_{i,j} = \text{cov}(i, j)$$

Se determină valorile proprii și vectorii proprii ai matricei C și se construiește matricea de transformare A din vectorii proprii corespunzători celor mai mari m valori proprii;

- analiza corelației dintre caracteristici; această abordare este utilă în cazul în care pot exista caracteristici corelate (de exemplu, între caracteristicile i și j poate exista o dependență de tipul $x_i = ax_j + b$ etc.). Metodele de analiză a corelației dintre caracteristici se regăsesc în metodele generale utilizate în statistică, dintre care amintim:
 - ♦ metode parametrice sau analitice (calcularea raportului de corelație, coeficientul de corelație, etc.);
 - ♦ metode neparametrice (coeficientul de asociere, coeficienți de corelație a rangurilor *Spearman* și *Kendall*, coeficientul *Pearson*, raportul de corelație empirică, etc.).



Metodele prezentate nu asigură întotdeauna obținerea celui mai bun subset de caracteristici pentru un anumit proces de reprezentare și clasificare, însă pot contribui la creșterea performanțelor acestuia și au avantajul de a fi ușor de implementat. Mai mult, se pot folosi combinații ale acestor metode în vederea obținerii unor rezultate mai bune (exemplul clasic de aplicare al unor algoritmi de tip *greedy* pentru reducerea dimensiunilor spațiului soluțiilor unui algoritm de tip *backtracking*).

Distanțe

Fie F mulțimea formelor definită mai sus. Se numește **distanță** o funcție:

$$d : F \times F \rightarrow \mathbb{R}$$

care respectă următoarele axiome:

$$d(x_1, x_2) \geq 0 \quad \forall x_1, x_2 \in F$$

$$d(x_1, x_2) = 0 \Leftrightarrow x_1 = x_2$$

$$d(x_1, x_2) = d(x_2, x_1) \quad \forall x_1, x_2 \in F$$

$$d(x_1, x_2) \leq d(x_1, x_3) + d(x_3, x_2) \quad \forall x_1, x_2, x_3 \in F$$

În tabelul 3 sunt prezentate câteva exemple de distanțe des utilizate.

Denumire Modelitate de calcul

distanța euclidiană $d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{j=0}^{n-1} (x_{1,j} - x_{2,j})^2}$

distanța Manhattan $d(x_1, x_2) = \sum_{j=0}^{n-1} |x_{1,j} - x_{2,j}|$

distanța Cebășev $d(x_1, x_2) = \max |x_{1,j} - x_{2,j}|, j = 0, n-1$

distanța Mahalanobis $d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{j=0}^{n-1} (x_{1,j} - x_{2,j})^2}$

Tabelul 3: Exemple de distanțe

În figura 2 este propusă o reprezentare intuitivă a celor patru distanțe pentru cazul particular al planului ($n = 2$ caracteristici), punându-se în evidență modul în care se modifică locul geometric al punctelor din plan (formelor) egal depărtate de un punct fix (formă prototip), în funcție de tipul de distanță folosită.

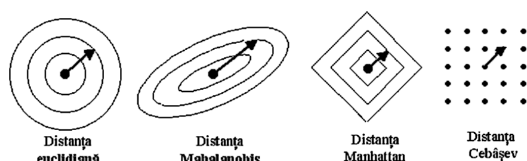


Figura 2

Tipurile de distanțe prezentate în tabelul 3 au la bază modelul spațiului cu n dimensiuni R^n . Aplicarea lor pentru determinarea distanțelor dintre două forme trebuie să țină seama de diferențele dintre caracteristici și de faptul că acestea nu prezintă aceeași unitate de măsură. Calcularea distanței dintre două forme x_1 și x_2 este corectă doar în cazul în care toate

caracteristicile prezintă valori care se întind de-a lungul aceleiași scale. Ca urmare, se impune o scalare a valorilor caracteristicilor iar relația pentru calculul distanței euclidiene dintre formele x_1 și x_2 devine:

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\frac{\sum_{j=0}^{n-1} \left(\frac{x_{1,j} - x_{2,j}}{\sigma_j} \right)^2}{n}}$$

unde σ_j reprezintă abaterea medie pătratică a caracteristicii j prezentată în tabelul 2. Celelalte formule sunt modificate corespunzător.

Similarități

Fie F mulțimea formelor. Se numește **indice de similaritate** funcția $s : F \times F \rightarrow \mathbb{R}$ care respectă următoarele axiome:

$$s(x_1, x_2) = s(x_2, x_1) \quad \forall x_1, x_2 \in F$$

$$s(x_1, x_1) = s(x_2, x_2) \geq s(x_1, x_2) \quad \forall x_1, x_2 \in F$$

Un exemplu de indice de similaritate este:

$$s(x_1, x_2) = d_{\max} - d(x_1, x_2) \quad \forall x_1, x_2 \in F$$

unde d este o distanță oarecare, iar

$$d_{\max} = \max \{d(x_1, x_2) / x_1, x_2 \in F\}$$

Un caz particular pentru calculul indicilor de similaritate îl reprezintă formele cu caracteristici binare care indică prezența sau absența unui anumit atribut. Astfel, considerând două forme x_1 și x_2 reprezentate prin intermediul a n caracteristici binare, se consideră următorii indici:

- a = numărul de attribute deținute de ambele forme
- b = numărul de attribute deținute numai de forma x_1
- c = numărul de attribute deținute numai de forma x_2
- d = numărul de attribute care nu sunt deținute de nici una din cele două forme
- $p = a + b + c + d$

Pentru exemplificare, să considerăm un ansamblu de patru persoane (deci patru forme) descrise prin intermediul a două attribute (caracteristici): *caracterul* = {flegmatic, melancolic, sangvinic, coleric} și *vârsta* = {tânăr, matur, bătrân}.

Valorile caracteristicilor sunt prezentate în tabelul 4. Pe baza indicilor a, b, c, d, p definiți anterior, se pot calcula o serie de indici de similaritate s , care sunt prezentați în tabelul 5.

Un algoritm simplu de clasificare

În construirea unui clasificator care va fi utilizat într-o aplicație specifică de recunoaștere a formelor se pot urma două căi:

	Caracter				Vârsta			Formă X
	flegmatic	melancolic	sangvinic	Coleric	tânăr	matur	bătrân	
Pers.1	1	0	0	0	0	1	0	(1,0,0,0,1,0)
Pers.2	0	1	0	0	1	0	0	(0,1,0,0,1,0,0)
Pers.3	1	0	0	0	1	0	0	(1,0,0,0,1,0,0)
Pers.4	0	0	1	0	0	0	1	(0,0,1,0,0,0,1)

Tabelul 4: Valorile caracteristicilor pentru un grup de patru persoane



Russel & Rao	$\frac{a}{p} = \frac{a}{a+b+c+d}$
Kendall	$\frac{a+d}{p} = \frac{a+d}{a+b+c+d}$
Yule	$\frac{ad-bc}{ad+bc}$
Ochiai	$\frac{a}{(a+c) \cdot (b+d)}$
Dice	$\frac{a}{a+2(b+c)}$

Tabelul 5: Exemple de indici de similaritate pentru forme cu caracteristici binare

pravegheate, care pot asigura obținerea unui clasificator optim în funcție de anumite considerente.

De multe ori, o soluție simplă poate oferi obținerea rezultatelor dorite, fără a mai apela la metode specializate. În continuare va fi prezentată o astfel de abordare, considerând exemplul clasic al recunoașterii literelor ale alfabetului. Se va alege o reprezentare a formelor, se va construi un set de învățare și se va imagina un algoritm simplu privind clasificarea.

În conformitate cu discuțiile legate de figura 1, pentru reprezentarea fiecărui caracter se va utiliza un vector care are $9 \times 8 = 72$ de elemente și este construit pe baza împărțirii dreptunghiului în care este înscrisă imaginea care reprezintă caracterul în 9×8 dreptunghiuri de arii egale, după cum este exemplificat în figurile 3, 4 și 5. În funcție de numărul de pixeli aparținând caracterului aflați în interiorul fiecăruia din cele 9×8 dreptunghiuri, vectorii formă vor prezenta valorile binare 1 sau 0 cu semnificațiile de dreptunghi "ocupat" sau "neocupat".



Figura 3: Diferite imagini reprezentând caracterul "a"

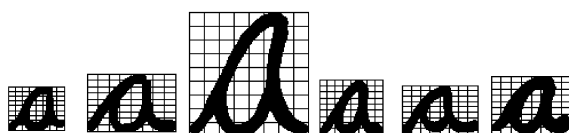


Figura 4: Normarea imaginilor din figura 3 folosind dreptunghiuri de dimensiune 9×8

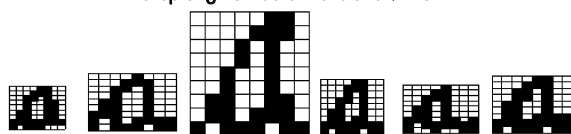


Figura 5: Reprezentarea finală a caracterelor folosind valori binare

Astfel, pentru al treilea caracter din șirul celor șase caractere prezentate în figura 5 vom avea următoarea reprezentare:

$a_3 = (0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1)$

- conceperea unei soluții viabile în funcție de particularitățile problemei, simplă și intuitivă, care să conducă la obținerea unor performanțe acceptabile;
- utilizarea formalismului matematic al unor metode specifice învățării supravegheate sau nesupravegheate, care pot asigura obținerea unui clasificator optim în funcție de anumite considerente.

O dată aleasă o reprezentare a formelor, următorul pas îl constituie construirea clasificatorului sau algoritmului de clasificare. Se va construi o mulțime de exemple (sau set de învățare) alcătuită din câteva reprezentări pentru fiecare caracter de recunoscut (de exemplu, pentru caracterul "a" se pot folosi cele șase reprezentări din figura 5).

Recunoașterea unui caracter nou, reprezentat de asemenea printr-un vector de 9×8 elemente, se poate face prin compararea acestuia cu fiecare formă din mulțimea de exemple având ca rezultat obținerea unui grad de asemănare. Cele mai simple moduri de definire a gradului de asemănare constau în:

- determinarea numărului "potrivirilor" dintre elementele 1 și 0 ale formei de recunoscut și ale formei comparate, urmărindu-se obținerea unui maxim;
- determinarea numărului "dezacordurilor" dintre elementele 1 și 0 ale formei de recunoscut și ale formei comparate, urmărindu-se obținerea unui minim.

În acest fel, se definește o distanță sau o măsură de similaritate dintre două forme. Evident, se poate folosi discuția privind similaritățile dintre formele cu caracteristici binare prezentată anterior.

Algoritmul de clasificare pentru o formă nouă este prezentat în continuare. Am considerat că mulțimea exemplor conține M forme reprezentate sub forma unor vectori cu $N_1 \times N_2$ elemente (pentru cazul discutat anterior, avem $N_1 = 9, N_2 = 8$) desemnate prin variabilele $f_i (i = 0, \dots, M - 1)$.

Clasa formei f_i este dată de elementul de indice i al șirului `clasa` (care poate fi un șir de caractere). S-a utilizat prima modalitate de comparare prezentată și anume identificarea "potrivirilor". Forma necunoscută este reprezentată de vectorul x .

```

max ← 0
clasa_x ← 0
pentru i ← 0, M - 1 execută
    temp ← 0
    pentru j ← 0, N1 * N2 - 1 execută
        dacă x[j] = fi[j] atunci
            temp ← temp + 1
    sfârșit dacă
    sfârșit pentru
    dacă temp > max atunci
        max ← temp
        clasa_x ← i
    sfârșit dacă
sfârșit pentru
scrie clasa[clasa_x]
```

Acest exemplu simplu a fost discutat atât pentru a prezenta etapele unui demers într-o aplicație de recunoaștere a formelor, cât și pentru a accentua faptul că o metodă simplă și intuitivă și care permite obținerea unor rezultate cu o precizie acceptabilă poate fi utilizată uneori în locul unor metode mai avansate.

Radu-Daniel Vatavu este student în anul IV la Universitatea Ștefan cel Mare din Suceava. Poate fi contactat prin e-mail la raduvro@yahoo.com.