

# RECUNOAȘTEREA CARACTERELOR SCRISE DE MÂNĂ

**dr. ing. Mihaela M. Oprea**

*Universitatea Petrol-Gaze Ploiești*

**Rezumat:** Dezvoltarea unor interfețe inteligente, care să permită recunoașterea on-line sau off-line a caracterelor scrise de mână, reprezintă o direcție prioritară a inteligenței artificiale, în contextul apariției unor noi aplicații generate de tehnologia mobilă. Lucrarea prezintă principalele metode de recunoaștere, utilizate la ora actuală, pentru recunoașterea caracterelor scrise de mână și analizează câteva din sistemele existente care au fost raportate în literatura de specialitate.

**Cuvinte cheie:** recunoașterea formelor, recunoașterea caracterelor scrise de mână.

## 1. Introducere

O direcție prioritară a cercetării în domeniul inteligenței artificiale, o reprezintă dezvoltarea de module (interfețe hardware-software) care să permită o comunicare cât mai ușoară (cu minimum de efort din partea utilizatorului) a omului cu calculatorul, dezideratul principal fiind comunicarea prin mijloace naturale cu calculatorul (în limbaj natural). Recunoașterea automată a caracterelor scrise de mână furnizează una din modalitățile naturale de interacțiune a omului cu calculatorul. Cercetările în acest domeniu sunt active de mai bine de trei decenii. O dată cu explozia de noi aplicații generate de tehnologia mobilă (PDA-uri, Internet), este de dorit dezvoltarea unor interfețe inteligente, care să permită preluarea și recunoașterea automată a textului scris de mână.

Lucrarea este structurată astfel: în secțiunea a 2a este formulată problema recunoașterii caracterelor scrise de mână, după care, în secțiunea a 3a, sunt descrise succint principalele metode de recunoaștere, utilizate la ora actuală; în secțiunea a 4a sunt prezentate câteva sisteme de recunoaștere a caracterelor scrise de mână; în ultima secțiune vom desprinde câteva concluzii.

## 2. Problema recunoașterii caracterelor scrise de mână

Problema recunoașterii caracterelor este cunoscută și sub denumirea de recunoaștere a caracterelor optice (OCR - Optical Character Recognition). Originea domeniului recunoașterii caracterelor datează din anul 1870 [1], [2], însă a devenit o realitate în anii 1950 când au apărut primele calculatoare. Sisteme comerciale tip OCR sunt disponibile de la mijlocul anilor 1950. Aplicațiile recunoașterii caracterelor sunt extrem de variate: citirea și sortarea documentelor, citirea adreselor poștale, recunoașterea cecurilor bancare, recunoașterea formularelor, verificarea semnăturilor, transmiterea prin email a textelor scrise de mână cu formatul "cerneală electronică" ("electronic ink"), citirea codurilor digitale ale produselor, interpretarea hărților, recunoașterea desenelor din inginerie și alte aplicații industriale, medicale, comerciale etc. Primele sisteme de tip OCR utilizau tehnici primitive pentru recunoașterea cifrelor și a unui număr limitat de caractere latine, tipărite la calculator. Recent, au fost dezvoltate tehnici sofisticate pentru recunoașterea unei largi varietăți de caractere complexe, scrise de mână, precum și a simbolurilor și cuvintelor care includ caractere latine, chinezești, japoneze, coreene și arabe [3]. Scopul sistemelor de recunoaștere a caracterelor este de a face posibilă citirea directă a documentelor de către calculatoare într-un mod inteligent, similar omului.

Complexitatea problemei recunoașterii caracterelor scrise de mână este crescută de prezența zgomotului și de variabilitatea scrisului de mână ca rezultat al stilului de scris, al vitezei de scriere etc. Analiza scrisului cursiv necesită segmentarea caracterelor din cadrul unui cuvânt și detectarea caracteristicilor individuale. Aceasta nu este o problemă doar pentru calculatoare; și oamenii pot întâmpina dificultăți în recunoașterea scrisului cursiv din manuscrise, în literatura de specialitate fiind raportată o rată a erorii de aproximativ 4% în cazul citirii textului în absența contextului.

Diferitele metode de recunoaștere a caracterelor pot fi clasificate în două categorii, corespunzătoare recunoașterii on-line, respectiv off-line. În sistemele de recunoaștere on-line a caracterelor, calculatorul recunoaște simbolurile pe măsură ce sunt scrise (desenate). De obicei, suprafața pe care se scrie este o tabletă grafică (digitizată), care operează cu un stilou special aflat în contact cu suprafața tabletei și care emite coordonatele punctelor apăsate la o frecvență constantă.

Recunoașterea on-line are câteva caracteristici specifice. În primul rând, recunoașterea este executată, mai degrabă, asupra datelor unidimensionale decât asupra imaginilor bidimensionale, așa cum se procedează în

cazul recunoașterii off-line. Linia de scriere este reprezentată printr-o secvență de puncte a căror locație este o funcție de timp. Acest lucru are următoarele consecințe importante:

- ordinea scrierii este disponibilă și poate fi utilizată în cadrul procesului de recunoaștere;
- linia de scriere nu are lărgime;
- informația temporală, precum viteza, poate fi luată în considerație;
- mișcările stiloului pot fi utile în procesul recunoașterii.

Recunoașterea off-line este executată după ce operația de scriere sau de tipărire a avut loc. Recunoașterea de tip OCR se ocupă, mai degrabă, cu recunoașterea caracterelor procesate optic, decât cu recunoașterea caracterelor procesate magnetic. Într-un sistem tipic OCR, caracterele sunt citite și digitizate de un scanner optic. Fiecare caracter este apoi localizat și segmentat, iar matricea rezultată este introdusă într-un preprocesor pentru realizarea unor operații de prelucrare (netezire, reducere a zgomotului, normalizare mărime). Recunoașterea off-line poate fi considerată ca fiind cel mai general caz al problemei recunoașterii caracterelor scrise de mână, pentru care nu este necesar un anumit tip de dispozitiv de scriere, iar interpretarea semnalului este independentă de generarea semnalului, la fel ca în recunoașterea umană.

### 3. Metode de recunoaștere a caracterelor scrise de mână

Caracterele constau din segmente de linie și curbe. Diferitele aranjări spațiale ale acestor elemente formează diferite caractere în conformitate cu un anumit alfabet (latin, grec, chinezesc, japonez, arab). Pentru a recunoaște un caracter, trebuie să găsim mai întâi relațiile structurale între elementele care alcătuiesc caracterul. O astfel de metodă, sintactic-structurală are o serie de dezavantaje, una din probleme fiind extragerea robustă a primitivelor [4]. Recunoașterea on-line este fezabilă dacă sunt considerate cel puțin trei elemente: viteza de recunoaștere, precizia recunoașterii și flexibilitatea. Viteza ridicată și precizia sunt caracteristici cheie ale oricărui sistem, în timp ce flexibilitatea este importantă în acest caz, în principal, datorită gamei largi de variații ale scrisului de mână, corespunzătoare diferitelor stiluri de scris, a vitezei de scriere și a stării în care se află persoana care scrie. Majoritatea sistemelor existente recunosc mulțimi predefinite de caractere care includ cifre, litere mari sau litere mici.

În figura 1, este prezentată schema bloc generală a unui sistem de recunoaștere a caracterelor scrise de mână. În această schemă, metoda de recunoaștere nu este specificată. Intrarea preluată de la un dispozitiv de intrare (tip scanner, tabletă grafică etc) este pre-procesată, apoi se declanșează procesul de recunoaștere, care aplică o anumită metodă de recunoaștere, ieșirea rezultată în urma recunoașterii fiind post-procesată. În timpul procesului de recunoaștere se va utiliza o bază de modele pe care sistemul le-a învățat anterior. Această bază de modele cuprinde mulțimea caracterelor care pot fi recunoscute de sistemul respectiv (de exemplu, toate tipurile de caractere latine scrise de mână, corespunzătoare diferitelor stiluri de scris). Pentru un anumit caracter se vor memora mai multe modele.

Rata recunoașterii, în procente, se calculează ca fiind raportul între numărul total de caractere corect clasificate și numărul total de caractere testate.

Reprezentarea caracterelor se poate realiza sub formă de arbore, graf, tablou sau unidimensional, sub formă

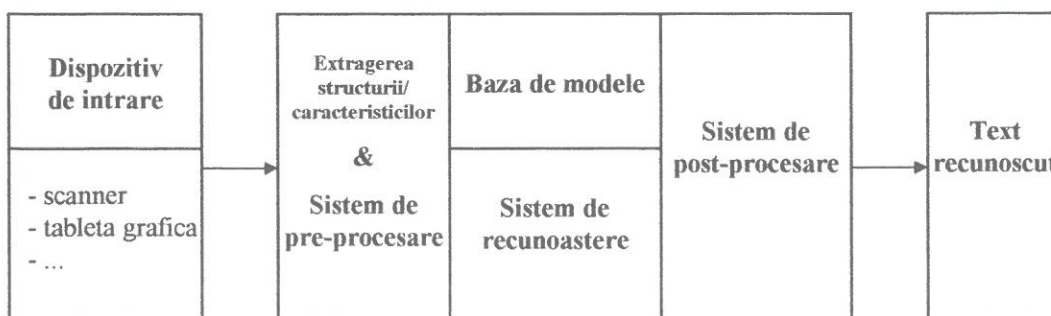


Figura 1. Schema bloc a unui sistem de recunoaștere a caracterelor

de șir de simboluri. Principalele metode de reprezentare uni-dimensională sunt limbajul de descriere PDL, gramatica plex, schema de codificare Berthod și Maroy, codul Freeman și alte scheme extinse.



Principalele metode de recunoaștere care sunt utilizate la ora actuală sunt: metode statistice, metode sintactice (lingvistice, structurale), metode conexioniste (rețele neuronale artificiale) și metode hibride (combinații ale metodelor existente, care pot include reguli euristice de recunoaștere). Fiecare metodă are avantajele și dezavantajele ei, iar alegerea unei metode depinde de aplicație. În continuare, prezentăm succint principalele metode de recunoaștere a caracterelor scrise de mână.

### 3.1 Metode statistice

Recunoașterea statistică presupune extragerea unor caracteristici ale caracterelor, stabilirea unui vector de descriere a caracterelor pe baza caracteristicilor extrase, instruirea sistemului (învățarea unei mulțimi de modele - clase) și aplicarea unei metode de clasificare (de exemplu, pe baza unei funcții distanță).

În raport cu metodele sintactic-structurale, metodele statistice necesită procesoare mai rapide și spațiu mai mare de memorie. Există o serie de metode statistice care permit recunoașterea robustă a caracterelor scrise de mână. Dintre acestea menționăm: metoda de potrivire a șablonului direcțional și schimbare de direcție (DDCPM - Directional and Direction-Change Pattern Matching) [5], metoda Nakagawa [1], metoda Matsumoto, care utilizează un model de tip Markov, metoda Hamanaka-Yamada-Tsukumo, care realizează potrivirea șablonului direcțional cu ajutorul caracteristicilor off-line.

Metoda DDCPM utilizează simultan caracteristici direcționale (caracteristici off-line) și caracteristici on-line date de schimbările dinamice ale direcției conform relației (1).

$$F_{dc} = \frac{|D\theta|}{60} + 1 \quad (1)$$

unde,  $D\theta$  este diferența direcției în incremente de  $60^\circ$  ( $-180 \leq D\theta \leq 180$ ). Această metodă este potrivită pentru cazurile în care apar variații mari ale formelor caracterelor scrise de mână, determinate, în principal, de viteza de scriere.

### 3.2 Metode sintactice

Recunoașterea sintactică presupune stabilirea unui set de primitive, reprezentarea modelelor complexe sub forma unor combinații ale primitivelor, construirea unei gramatici convenabile și realizarea analizei sintactice aferente.

Exemple de primitive:

1.  $M_1 = \{\text{"quad"}, \text{"line"}, \text{"break"}, \text{"trus"}, \text{"stroke"}, \text{"corner"}\}$

Semnificația primitivelor este următoarea:

- **"quad"** - șir de segmente de aceeași lungime care fac același unghi între oricare două segmente vecine;
- **"line"** - segment sau șir de segmente aproximativ coliniare;
- **"break"** - unul sau două segmente care formează o scurtă 'punte de trecere';
- **"trus"** - unghi ascuțit;
- **"stroke"** - unghi ascuțit compus din două primitive de tip "line" separate printr-un "break" (primitivele de tip "line" sunt paralele);
- **"corner"** - unghi ascuțit compus din două primitive de tip "line" care nu sunt paralele;

2.  $M_2 = \{\text{"line"}, \text{"up"}, \text{"down"}, \text{"loop"}, \text{"dot"}\}$

Semnificația primitivelor este următoarea:

- **"line"** - segment sau șir de segmente aproximativ coliniare;
- **"up"** - o curbă desenată în sens invers acelor ceasornicului;
- **"down"** - o curbă desenată în sensul acelor ceasornicului;
- **"loop"** - o buclă (o curbă care se autointersectează într-un anumit punct);

- “dot” - un segment foarte scurt care poate fi uneori zgomot sau poate face parte din caracter (de exemplu, ‘i’ sau ‘j’).
3.  $M_3 = \{\text{“separator”}, \text{“linie\_dreaptă”}, \text{“curbă”}\}$
4. Semnificația primitivelor este următoarea:
- “separator” - un punct de inflexiune sau un vârf;
  - “linie\_dreaptă” - o secvență de puncte care au același cod;
  - “curbă” - o curbă deschisă (ex. U, S, C, n) sau o curbă închisă (ex. R, D, a);

În figura 2, sunt prezentate tipurile de primitive *linie\_dreaptă* și respectiv *curbă*.

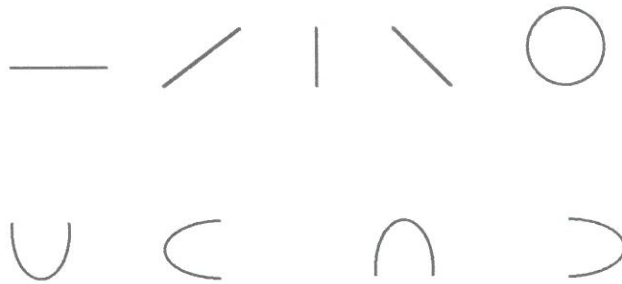


Figura 2. Tipuri de primitive *linie\_dreapta* și *curba*

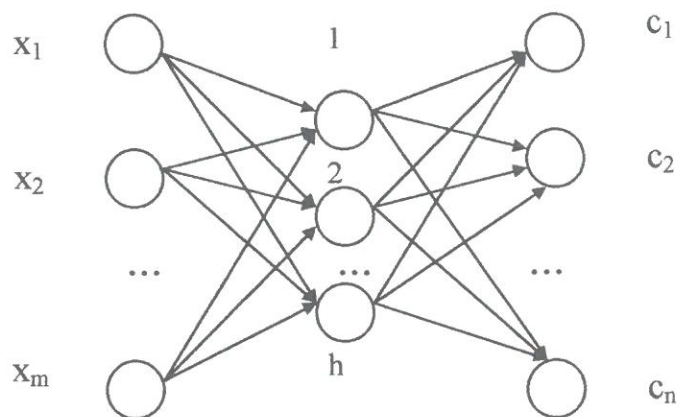
Pornind de la una din mulțimile de primitive  $M_1$ ,  $M_2$  sau  $M_3$  se poate construi o gramatică și analizorul asociat transformă conturul poligonal într-o reprezentare tip șir de primitive.

Există o serie de sisteme de recunoaștere a caracterelor scrise de mână care utilizează metode sintactic-structurale robuste. Principala problemă a recunoașterii sintactic-structurale este robustețea extragerii primitivelor [7].

### 3.3. Metode conexioniste

Utilizarea rețelelor neuronale artificiale în recunoașterea caracterelor scrise de mână este eficientă în cazul existenței unor mulțimi mari și complexe de caractere. Practic, cu ajutorul rețelelor neuronale se realizează o clasificare a caracterelor. În literatura de specialitate sunt prezentate o serie de metode conexioniste care folosesc diferite tipuri de rețele neuronale artificiale: feed-forward [8], recurente [9]. Astfel de metode sunt utilizate cu succes și la extragerea caracteristicilor sau sunt folosite în combinație cu metodele clasice, formând așa numitele metode hibride, care îmbunătățesc semnificativ rata de recunoaștere.

În figura 3, este prezentată o rețea neuronală artificială feed-forward, care permite clasificarea intrării (un vector de caracteristici, de exemplu) în clase conform unui anumit alfabet. Arhitectura rețelei este  $m \times h \times n$ , unde  $m$  reprezintă numărul de noduri din stratul de intrare,  $h$  numărul de noduri din stratul ascuns, iar  $n$  numărul de noduri din stratul de ieșire. Vectorul de intrare  $X$  conține  $m$  elemente care reprezintă de exemplu, codurile primitivelor. Vectorul de ieșire  $C$  conține  $n$  elemente ce reprezintă numerele asociate claselor de ieșire, ale alfabetului considerat. Instruirea rețelei se poate realiza cu ajutorul unui algoritm de tip backpropagation cu momentum și o rată variabilă a învățării.



**Figura 3. Rețea neuronală feed-forward pentru recunoașterea caracterelor**

Rețelele neuronale artificiale s-au dovedit a fi clasificatori foarte buni pentru date neliniare, astfel că sunt recomandate și pentru recunoașterea caracterelor scrise de mână.

### 3.4 Metode hibride

Metodele hibride combină diferite tipuri de metode de recunoaștere a caracterelor scrise de mână. Cele mai uzuale combinații sunt date de metodele anterior menționate și recunoașterea bazată pe reguli euristice combinată cu recunoașterea din context, pe baza unui dicționar de termeni. Cunoștințele euristice au rolul de a ghida procesul de recunoaștere astfel încât rata de recunoaștere să crească semnificativ. În figura 4, sunt prezentate câteva exemple de caractere (litere și cifre) care pot fi confundate atunci când persoana scrie repede, de exemplu.

*u y i j u v o v*  
*AH IJ RP*  
*17 83*

**Figura 4. Exemple de caractere care pot fi confundate**

Pentru a rezolva cazurile de ambiguitate se pot utiliza cunoștințe euristice completate cu informații contextuale. În figura 5, este dat un exemplu de element distinctiv, în cazul recunoașterii caracterelor 'u' și 'y'. Sunt introduse două înălțimi, stânga și dreapta ale unui caracter,  $h_1$  și  $h_2$ . Elementul distinctiv este înălțimea  $h_2$ . În acest caz, regula euristică care face distincția între cele două litere este următoarea:

*Regula 21*

**dacă**  $|h_1 - h_2| \leq T_{1-u-y}$  **atunci**

caracterul este 'u'

**altfel**

caracterul este 'y';

unde  $T_{1-u-y}$  este un prag stabilit experimental.



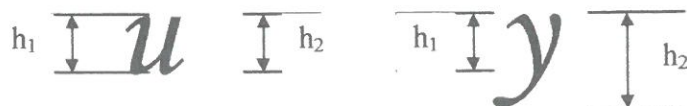


Figura 5. Exemplu de element distinctiv între caracterele  $u$  și  $y$

Întrucât viteza de scriere, diferitele stiluri de scris și starea persoanei care scrie influențează forma caracterelor (gradul lor de deformare) este bine ca metoda de recunoaștere să fie cât mai flexibilă, prin aplicarea unor deformări asupra caracterelor, astfel încât rata de recunoaștere să crească. În continuare, prezentăm un algoritm de potrivire structurală flexibilă, care crește nivelul de deformare  $D$  până la o valoare maximă prestabilită  $D_{\max}$ .

Algoritm ( $M$ - mulțimea de modele, $T$ - caracterul testat, $D$ - nivelul deformării)
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. încarcă baza de modele în <math>M</math></li> <li>2. extrage structura caracterului testat <math>T</math></li> <li>3. <math>D = 1</math></li> <li>4. <math>S = deformare(T, D)</math></li> <li>5. <math>R = potrivire(M, S)</math></li> <li>6. <b>dacă</b> <math>R \neq \emptyset</math> <b>atunci</b>            <b>întoarce</b> <math>R</math> /* recunoaștere cu succes */            <b>altfel</b> <math>D \uparrow</math> și <math>D \leq 1</math></li> <li>7. <b>dacă</b> <math>D \leq D_{\max}</math> <b>atunci</b>            reia de la pasul 4.            <b>altfel</b> /* recunoașterea a eșuat */            <b>întoarce</b> 0.</li> </ol>

Există o serie de metode robuste care permit recunoașterea caracterelor scrise de mână pe baza informației contextuale. În [10] este prezentată o metodă adaptivă de recunoaștere a caracterelor scrise de mână cu ajutorul informației contextuale. Pe baza observațiilor referitoare la scrierea repetată a șirurilor de caractere pe care le introduce o persoană, se aplică o metodă de procesare adaptivă a contextului, iar șirurile de caractere sunt automat introduse într-un dicționar care este mai apoi utilizat în procesul de recunoaștere. O altă metodă de recunoaștere contextuală este prezentată în [11].

#### 4. Sisteme de recunoaștere a caracterelor scrise de mână

Produsele OCR comerciale, disponibile la ora actuală, sunt limitate la recunoașterea textului tipărit pentru un număr predefinit de fonturi. Deși au fost propuse numeroase metode de recunoaștere off-line a textului scris de mână, nu există produse care să execute o astfel de recunoaștere. În această direcție, există un interes crescând pentru aplicarea arhitecturilor de rețele neuronale artificiale, care să rezolve problema recunoașterii off-line.

În [12] este prezentat proiectul UNIPEN, care este dedicat aplicațiilor de tip transmitere prin e-mail a textelor scrise de mână cu formatul "cerneală electronică". Alte interfețe care permit recunoașterea scrisului de mână introdus cu ajutorul unei tablete cu stilou sunt descrise în [13], [14]. În ultimii ani, a fost dezvoltat un nou tip de stilou, SmartPen, care nu utilizează tabletă grafică și care poate detecta coordonatele  $x$  și  $y$  prin senzori de accelerație [15]. Acest tip de stilou a permis crearea de noi aplicații și dezvoltarea unor interfețe mult mai prietenoase.

În prezent, există o serie de sisteme de recunoaștere a caracterelor scrise de mână (SRC) care utilizează metode hibride de recunoaștere ce combină rețelele neuronale artificiale cu alte metode clasice. De exemplu, în [16] este prezentat un SRC, care combină metoda rețelelor neuronale artificiale, cu metode statistice. În [2] este descris un alt SRC, destinat recunoașterii caracterelor latine, care aplică metoda conexionistă în etapa de recunoaștere, în timp ce extragerea caracteristicilor se realizează cu ajutorul unei metode structurale. Metoda se bazează pe o serie de primitive structurale cum sunt curbele, liniile drepte și buclele într-un mod similar cu cel în care oamenii descriu caracterele geometrice. O altă metodă hibridă, care combină o rețea neuronală artificială, cu manipularea cunoștințelor simbolice pe baza unei mulțimi de reguli este descrisă în [17]. Această metodă este dedicată recunoașterii caracterelor chinezești, scrise de mână. La ora actuală, există câteva sisteme comerciale, dedicate recunoașterii caracterelor arabe, însă performanțele lor sunt limitate la recunoașterea textului tipărit la calculator cu un anumit număr de fonturi. În [18], este descrisă o metodă de recunoaștere a caracterelor arabe, scrise de mână, care utilizează șabloane flexibile, corespunzătoare mulțimii de caractere din alfabetul arab.

Modelul Markov a fost aplicat cu succes în modelarea stocastică a vorbirii, iar caracteristicile recunoașterii on-line a scrisului de mână sunt similare vorbirii, astfel că, această soluție, a fost aplicată cu succes în recunoașterea on-line a caracterelor Thai scrise de mână [19].

Unul din sistemele de recunoaștere a caracterelor limbii române, scrise de mână, este prezentat în [20]. Acest sistem a fost aplicat cu succes în aplicații din medicină. Un alt sistem de recunoaștere a caracterelor limbii române, scrise de mână, este în curs de dezvoltare în cadrul unui proiect de cercetare INFOSOC - *Dezvoltarea unei interfețe inteligente pentru recunoașterea caracterelor scrise de mână*, sistem care utilizează o metodă hibridă de recunoaștere sintactic-structurală combinată cu o recunoaștere euristică [21].

## 5. Concluzii

Problema recunoașterii caracterelor scrise de mână este o problemă complexă, care constituie încă o provocare pentru cercetătorii în domeniu, dezideratul fiind obținerea unor sisteme robuste de recunoaștere a caracterelor scrise de mână, care să îndeplinească criteriile de viteză, precizie și flexibilitate. Sistemele de recunoaștere a caracterelor scrise de mână, care există la ora actuală, sunt dedicate unui anumit limbaj (latin, grec, chinezesc, japonez, arab etc) și sunt limitate la o mulțime predefinită de caractere, cu un număr finit de stiluri ale scrisului. Din scurta analiză prezentată în lucrare, se constată că metodele hibride de recunoaștere s-au impus în majoritatea aplicațiilor, dezvoltarea lor fiind una din direcțiile de cercetare, care pot aduce îmbunătățiri importante ale performanțelor unui sistem de recunoaștere a caracterelor scrise de mână.

## Bibliografie

1. **GOVINDAN V., A. SHIVAPRASAD:** Character Recognition - a Review. În: Pattern Recognition, 1990, 23(7), pp. 671-683.
2. **TAPPERT C., C. SUEN, T. WAKAHARA:** The State of the Art in On-Line Handwriting Recognition. În: IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence, 12(8), 1990, pp. 787-808.
3. **OPREA, M.:** Stadiul actual al cercetării în domeniul recunoașterii caracterelor scrise de mână, Raport de cercetare - proiect INFOSOC, nr. contract 58/2002, Universitatea Petrol-Gaze din Ploiești, Oct. 2002.
4. **LUCAS S., E. VIDAL, A. AMIRI, S. HANLON, J.C. AMENGUAL:** A Comparison of Syntactic and Statistical Techniques for Off-Line OCR, Gramatical Inference and Applications (ICGI-94), Springer, Berlin, September 1994, pp. 168-179.
5. **OKAMOTO M., K. YAMAMOTO:** On-Line Handwriting Character Recognition Method with Directional Features and Direction-Change Features. În: Proc. of the 4th ICDAR, Vol. 2, August 1997, pp. 926-930.
6. **NAKAGAWA M., K. AKIYAMA, LE VAN TU, A. HOMMA, T. HIGASHIYAMA:** Robust and Highly Customizable Recognition of On-Line Handwritten Japanese Characters. În: Proc. of 13th ICPR, Vol. 3, August 1996, pp. 269-273.
7. **BUNKE, H., A. SANFELIU (Ed.):** Syntactic and Structural Pattern Recognition - Theory and Applications, World Scientific, Singapore, 1990.



8. **PRICE D., S. KNERR:** Cooperation of Feed-Forward Neural Networks for Handwritten Digits Recognition. În: *Fundamentals in Handwriting Recognition*, vol. 24, 1994, pp. 352-359.
9. **LEE S.W., Y.J. KIM:** A New Type of Recurrent Neural Network for Handwritten Character Recognition. În: *Proc. of the 3rd Int. Conf. on Document Analysis and Recognition*, Montreal, Canada, 1995, pp. 38-41.
10. **IWAYAMA N., K. ISHIGAKI:** Adaptive Context Processing in On-line Handwritten Character Recognition. În: *Proc. of the 7th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, September 2000, Amsterdam, pp. 469-474.
11. **PAQUET T., Y. LECOURTIER:** Recognition of Handwritten Sentences Using a Restricted Lexicon. În: *Pattern Recognition*, 26(3), 1993, pp. 391-407.
12. **GUYON I., L. SCHOMAKER, R. PLAMONDON, M. LIEBERMAN, S. JANET:** UNIPEN Project of On-Line Data Exchange and Recognizer Benchmark. În: *Proc. of the 12th ICPR*, 1994, pp. 20-23.
13. **NAKAGAWA M., T. OGUNI, T. YOSHINO:** Human Interface and Application on IdeaBoard. În: *Proc. of IFIP TC13 Int. Conf. on Human-Computer Interaction*, July 1997, pp. 501-508.
14. **YAMAGUCHI T. et al.:** An Implementation of the Pen Based Interface for ITS for Guiding Fraction Calculation. În: *Proc. of ICCE97*, Dec. 1997, pp. 504-511.
15. **CLAESSEN L. et al.:** SmartPen: an Application of Integrated Microsystem and Embedded Hardware-Software Codesign, ED&RC User Forum, 1996, pp. 201-205.
16. **LECOLINET E., O. BARET:** Cursive Word Recognition: Methods and Strategies. *Fundamentals in Handwriting Recognition*, S. Impedovo (ed), 1994, pp. 235-263.
17. **JEUNG D. S., H. S. FONG:** A Knowledge Matrix Representation for a Rule-mapped Neural Network. În: *Neurocomputing*, 7(1995), pp. 123-144.
18. **AL-TAANI A. T.:** Recognition of Hand-written Arabic Characters Using Flexible Templates. În: *Proc. of the 17th IASTED Int. Conf. Applied Informatics AI'99*, 1999, ACTA Press, pp. 617-620.
19. **METHASATE I., S. SAE-TANG:** On-line Thai Handwriting Character Recognition Using Stroke Segmentation with HMM. În: *Proceedings of the 20th IASTED Int. Conf. Applied Informatics AIA'02*, 2002, ACTA Press, pp. 59-62.
20. **COSTIN H. et al.:** Handwritten Script Recognition for Romanian Language, Research Report, Institute for Theoretical Informatics, Iași, Romania, 1997.
21. **OPREA M.:** The Architecture of a Handwritten Character Recognition System. În: *Int. Journal of Computers & Applications*, Vol. 24, nr. 4, 2002 (în curs de publicare).