

METODE ȘI TEHNICI DE IDENTIFICARE A FILIGRANULUI DIN HÂRTIA VECHE

1. Introducere

Inventarea hârtiei îi aparține lui Thai Lung, chinezul care în anul 105 d. Chr., deschide lumii noi perspective culturale. Fără epocala sa invenție, multe lucruri în istoria omenirii nu ar fi fost posibile. Fără hârtie chiar inventarea tiparului nu ar fi fost posibilă. Chinezii au fabricat hârtie din deșeuri textile sau coaja unor copaci.

Din China, secretul de fabricație a ajuns în Coreea și Japonia și mai apoi în lumea arabă. Arabii au îmbunătățit tehnologia de producere a hârtiei. Prin secolul al X-lea, aceștia au dus în Europa, prin Spania, extraordinara invenție a poporului chinez.

Italia a fost una dintre primele țări europene în care s-a fabricat hârtie, primele mori fiind atestate în secolele XII - XIII, la Fabriano. Meșterii italieni de hârtie au adus numeroase îmbunătățiri tehnologice și au marele merit de a fi inventat filigranul.

Unealta principală prin care pasta de hârtie era transformată în coală era sita sau ciurul. Sita era formată dintr-un cadru pe care erau întinse fire paralele. Perpendicular pe acestea erau alte fire. Toate la un loc formau o sită. Într-o cadă, pasta de hârtie era amestecată cu multă apă, apoi se introducea sita. După scoaterea sitei din cadă, prin pierderea apei, se realiza o împâslire a fibrelor.

Grătarul de fire își lăsa amprenta pe coala de hârtie, care, privită în zare, apărea mai transparentă pe zonele de contact cu sârmele. În zonele de contact, fibrele se așezau în strat mai subțire, hârtia apărând astfel mai transparentă. Aceste urme liniare sunt denumite curent, linii de apă.

De aici, unui meșter inventiv i-a venit ideea introducerii unui fir străin de sită, căruia i-a dat un contur. Amprenta pe coala de hârtie a acestui contur poartă denumirea curentă de filigran.

Pentru a deosebi o hârtie de alta, filigranul este un element esențial. Deoarece forma, mărimea și locul de amplasare pe coala de hârtie este diferit de la un fabricant la altul, studiul filigranelor poate duce la deducții interesante privind data și locul fabricării unei hârtii vechi, manuale, iar uneori poate furniza detalii privind autenticitatea unui document oarecare.

Maniera de realizare a sitei, distanța dintre liniile de apă reprezintă, alături de filigran, elemente care pot duce la deosebirea unei hârtii de alta, ajutând la identificare și datare.

Folosirea generală a filigranelor dovedește rațiunea lor de a fi. Ele erau utile pentru cel care le folosea, pentru autoritatea care le impunea sau pentru consumatorul care le pretindea.

Pornind de la semnificația lor, filigranele au cunoscut o mare varietate, pentru că apar reprezentate ca filigrane cele mai diverse imagini create de om. Printre cele mai vechi filigrane sunt literele sau grupuri de litere, coroana, diferite simboluri religioase, folosite inițial la realizarea blazoanelor sau stemelor. Așa este crucea, ca simbol al creștinismului, acvila ca simbol al Evanghelistului Ioan, devenit simbol al autorității ereditare.

Uneori apar reprezentate ca filigrane părți din corpul omenesc, diferite personaje, animale, himere, blazoane, unelte, flori etc. Dimensiunea și locul de amplasare pe coala de hârtie era foarte variată.

Pentru a împiedica falsurile apare un al doilea filigran, numit contramarcă. Odată cu creșterea producției de hârtie și cu dezvoltarea morilor, contramarcă cunoaște o mare dezvoltare. Contramărcile reprezintă flori sau animale. Începând din secolul al XVI-lea, contramarcă era plasată în apropierea filigranului, dar se întâlnesc și cazuri de abatere de la această regulă.

Vechile filigrane pe care meșterii le-au conceput și folosit pentru marcarea hârtiei produsă de ei, au fost impuse prin legi și ordonanțe. Acestea reglementau folosirea filigranelor și pedepsirea falsificatorilor. Măsurile de acest fel erau menite să rezolve problemele de ordin comercial.

Filigranele au fost create de meșteri, cu scopul de a marca formatul, calitatea și proveniența hârtiilor fabricate de ei, pentru a împiedica falsificarea hârtiei de calitate superioară. Cu toate acestea, meșterii nu au reușit să împiedice continuarea falsurilor.

În acest haos al filigranelor, meșterii papetari nu se mai puteau descurca decât inventând alte și alte filigrane, unele fiind adevărate însemne heraldice. Dacă la apariția falsurilor se adaugă și diferitele variante ale aceluiași filigran, folosite de aceeași moară, variante rezultate fie datorită nerespectării desenului, fie uzurii sitei, se poate vedea cât de dificilă este descifrarea și identificarea filigranelor.

2. O problemă de identificare și autentificare: recunoașterea filigranului

Filigranele oferă un criteriu relativ sigur pentru stabilirea vechimii textelor manuscrise sau tipărite. Pentru acest lucru, trebuie stabilită durata de circulație a fiecărei variante, moara producătoare, perioada în care s-a produs hârtia respectivă. Între data fabricării și cea a consumării unui stoc de hârtie, care poartă o anumită variantă de filigran, se poate admite un interval de la 5 la 15 ani.

Tipăriturile pot fi datate în cadrul unui interval mai scurt. Pentru datarea documentelor este bine să se apeleze la intervalul maxim pe care-l cunoaște hârtia produsă de moara respectivă. În cazul manuscriselor, trebuie să se apeleze la același interval maxim de siguranță.

Până astăzi, problema filigranelor a fost îndelung dezbătută. Cercetările nu au lămurit întotdeauna proveniența decât a unui număr mic de filigrane, raportat la numărul extrem de mare al mărcilor necunoscute încă.

În timpul restaurării cărților vechi, se face o cercetare interdisciplinară a materialelor constitutive în care, un capitol special este acordat identificării filigranelor. Identificarea filigranelor în afara procesului de restaurare este dificil de realizat, deoarece cărțile de format mic au filigranele în zona cotorului.

Până în prezent, metodele folosite pentru identificarea și extragerea filigranelor nu ofereau o imagine fidelă a acestora, mai ales în cazul variantelor aceleiași mărci de hârtie. Metoda cea mai utilizată este calchiera acestora și suprapunerea filigranelor aparținând aceleiași clase. Pe baza micilor diferențe de mărime sau detalii ale imaginii, se stabilește dacă imaginea este identică, despre este o variantă a aceleiași filigran sau este vorba despre o altă marcă de hârtie.

O altă tehnică de copiere a filigranelor este fotografierea prin transparență. Inconvenientul metodei constă în faptul că nu se poate obține o imagine la o mărime reală, motiv pentru care nu mai este posibilă o analiză comparativă a filigranelor. Deși oferă date mai fidele, prin metoda betagrafiei sunt redată doar părțile filigranului perfect vizibile, tehnica fiind destul de greoaie.

Datorită numărului mare de filigrane și variante, calchiera sau scoaterea lor prin metoda betagrafiei nu rezolvă în totalitate problema identificării și datării filigranului și a morii respective.

Așadar, în acest domeniu există cel puțin două probleme importante:

- probleme extragerii filigranului din mostra de hârtie veche, în condițiile în care de cele mai multe ori aceasta a suferit degradări numeroase și semnificative, uneori chiar grave
- problema recunoașterii și identificării filigranului, ca aparținând unei anumite clase.

În această lucrare autorii prezintă rezultatele pe care le-au obținut în încercarea de a aborda problema identificării filigranelor cu ajutorul rețelelor neuronale artificiale.

Problema recunoașterii filigranelor poate fi încadrată într-o sferă mai extinsă: recunoașterea unor obiecte dintr-o imagine bidimensională, pe baza unor modele.

În acest scop obiectele lumii reale sunt abstractizate în modele prin extragerea din imagini a unor trăsături globale (geometrice, funcționale, topologice) sau locale (linii, muchii, petece de suprafață, etc.). În funcție de familia de obiecte de recunoscut se poate defini un ansamblu de trăsături optimale, care vor forma vectorul trăsăturilor, folosit apoi în scopul recunoașterii obiectelor respective. Relevanța componentelor acestui vector poate fi îmbunătățită printr-o serie de operații de preprocesare:

- normarea trăsăturilor
- ponderarea trăsăturilor
- transformarea sau combinarea trăsăturilor
- analiza componentelor principale
- reducerea dimensiunii vectorului trăsăturilor utilizând diferite transformări.

Vom numi în continuare formă un vector al trăsăturilor unui obiect, obținut eventual în urma unor preprocesări adecvate (vezi fig. 1.1): $\mathbf{x} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$, unde ξ_i , $i=1, 2, \dots, n$, reprezintă trăsătura sau caracteristica i , iar T semnifică transpunerea.

Spațiul de reprezentare al acestor vectori va fi numit spațiul formelor, și în continuare vom considera doar cazul în care acesta este o submulțime Ω inclusă în R^n . Fiind dat spațiul formelor Ω se generează o partiție a acestuia în m clase de forme: ω_i , $i=1, 2, \dots, m$.

O clasă de forme reunește forme similare, iar formele din clase diferite se deosebesc între ele semnificativ. Recunoașterea unui obiect se transformă acum în recunoașterea clasei din care face parte vectorul formă ce reprezintă acest obiect. Formele sunt atribuite uneia dintre clase printr-un proces de

clasificare.

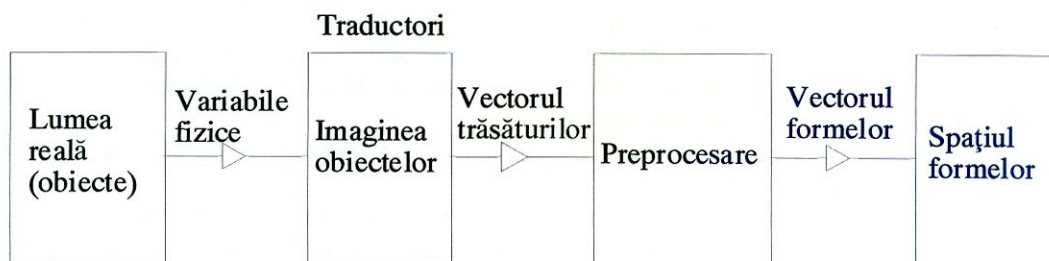


Fig. 1. Ilustrare a trecerii de la spațiul real la spațiul formelor

Clasificarea poate fi abordată în două moduri:

Clasificare controlată (sau învățare supravegheată). În acest caz există un set de forme a căror apartenență la anumite clase este cunoscută. De obicei acest set este împărțit în două subseturi, unul pentru antrenare (învățare), iar altul pentru testarea performanțelor clasificatorului obținut. După antrenare și acceptarea performanțelor obținute clasificatorul este folosit pentru recunoașterea unor forme diferite de cele din setul de învățare.

Clasificarea necontrolată (învățarea nesupravegheată). În acest caz construirea partiției de clase a mulțimii formelor se face pe măsura prezentării formelor de clasificat.

O mențiune importantă trebuie făcută asupra separabilității claselor, în această privință un rol esențial având alegerea semnificației componentelor vectorului formă.

3. Rețele neuronale și recunoașterea formelor

Încă de la primele modele, rețelele neuronale au fost utilizate pentru a clasifica forme. De altfel principalul recul al domeniului a fost generat de semnalarea (Minski și Papert) a imposibilității rezolvării unei probleme care nu era liniar separabilă (XOR).

Pornind de la un model al neuronului natural, McCulloch și Pitts au propus în 1943 un model simplu de neuron artificial. Deși este un model extrem de simplificat al neuronului natural, neuronul McCulloch și Pitts, ca și alte variante de neuroni artificiali, s-au dovedit elemente de calcul deosebit de puternice. Rețelele puternic interconectate realizate cu acești neuroni artificiali prezintă o serie de trăsături interesante cum ar fi:

- **Capacitatea de a învăța.** Ele învață din exemple, algoritmul de rezolvare al problemei fiind "imprimat" în conexiunile sinaptice. Învățarea poate fi supervizată, când un "profesor" furnizează răspunsurile corecte și corectează răspunsurile actuale, sau nesupravegheată când nu se cunosc apriori ieșirile rețelei. Învățarea se numește antrenare.
- **Capacitatea de generalizare.** Rețelele neuronale artificiale, antrenate corespunzător sunt capabile să răspundă corect în situații diferite de cele cu care au fost antrenate. Acest lucru se produce deoarece rețelele neuronale își "construiesc", pe baza datelor de antrenare, reprezentări interne ale spațiului de intrare.
- **Capacitatea de sinteză:** Rețelele neuronale artificiale pot lua decizii corecte folosind informații complexe, incomplete sau cu zgomot.

De-a lungul timpului au fost dezvoltate o serie de alte modele de neuroni (Perceptron, Adaline etc.) și o mulțime de tipuri de rețele dedicate soluționării unor probleme specifice. În continuarea lucrării vom folosi modelul din figura fig.2,

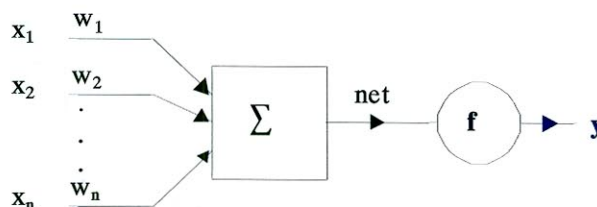


Fig. 2. Model particularizat de neuron artificial

unde: $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ este vectorul de intrare, $\mathbf{w}=[w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ este vectorul ponderilor sinaptice, f = funcția de activare, y = semnalul de ieșire, T semnifică transpunerea.

Rețelele neuronale pot fi utilizate pentru clasificarea formelor. Mai mult, s-a demonstrat echivalența asimptotică a clasificatorilor neuronali cu clasificatorul Bayes optimal.

Recunoașterea unor imagini (forme) este o sarcină dificilă iar acuratețea recunoașterii depinde de mulți factori dintre care cei mai importanți sunt:

- translatarea, rotirea sau modificări de scală ale imaginii obiectului de recunoscut în raport cu modelul lui
- folosirea pentru recunoaștere a unor imagini incomplete sau contaminate cu zgomot.

Pentru obținerea invarianței la translația, rotația sau scalarea imaginii în raport cu prototipul se folosesc o serie de transformări care extrag din model trăsăturile invariante sau se antrenează sistemul de recunoaștere cu o varietate de poziții sau scalări ale obiectului de recunoscut.

4. Rezultate experimentale preliminare

Autorii și-au propus studierea comparativă a mai multor tipuri de rețele neuronale în scopul determinării soluției optime pentru realizare unui sistem automat de recunoaștere a filigranului. Au fost avute în vedere următoarele tipuri de rețele: rețele neuronale autoasociative, rețele neuronale *feed-forward*, rețele cu funcții de bază radiale (RBF).

Înainte de prezentarea rezultatelor preliminare obținute sunt necesare câteva considerații privind preprocesarea și reprezentarea imaginilor folosite pentru antrenarea rețelei neuronale. Câteva exemple de imagini ale filigranelor folosite în setul de antrenare sunt prezentate în figura 3. După cum se observă în figură, formele sunt relativ complexe și, pentru a fi posibilă identificarea, reprezentarea imaginii trebuie făcută cu un număr cât mai mare de pixeli. Această cerință intră în conflict cu necesitatea de a avea o reprezentare pe un număr cât mai mic de pixeli, din considerente de memorie solicitată și timp de calcul necesar.

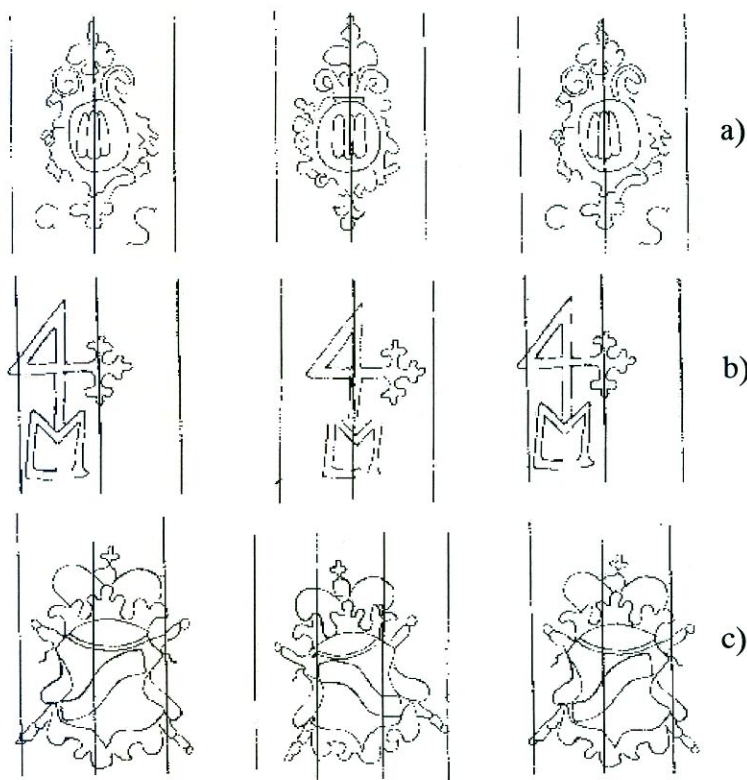


Fig. 3. a), b), c) Exemple de imagini din setul de antrenare a rețelei

Figura 4 prezintă, spre ilustrare, imagini de 64x64 pixeli, respectiv de 128x128 pixeli. Se

poate constata cu ușurință pierderea de informație la reprezentările pe un număr mic de pixeli. În plus am întâmpinat dificultăți legate de calitatea imaginii primare, fiind necesare preprocesări pentru accentuarea liniilor sau completarea lor acolo unde erau întrerupte.

Prima abordare a constat în folosirea, pentru recunoașterea filigranelor, a unei memorii autoasociative, folosind rețele neuronale recurente. Pentru generarea rețelei am utilizat un simulator dezvoltat de autori și imagini de 64x64 pixeli. Modelul de rețea folosit (rețea recurentă monostrat) este ilustrat în figura 5.

Fig. 4. Imagine de 64x64 pixeli, respectiv 128x128 pixeli

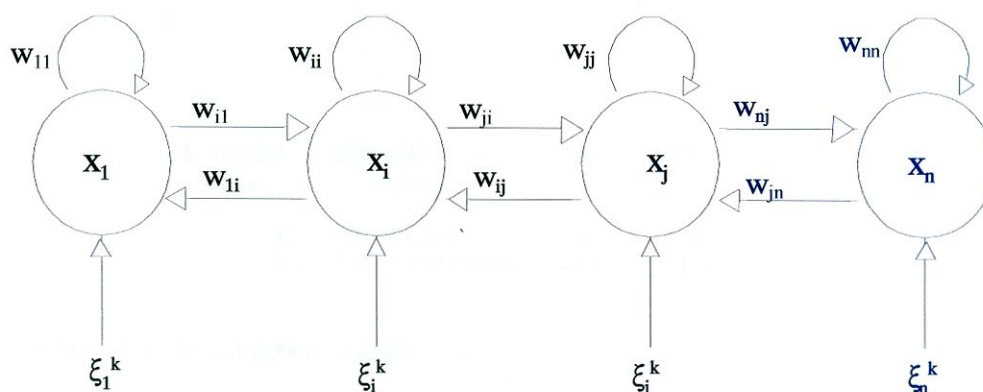
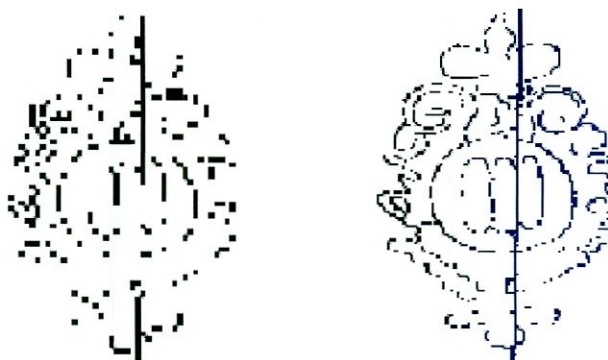


Fig. 5. Rețea recurentă monostrat

Rezultatele simulărilor, după implementarea memoriei, au fost foarte bune, procentul de recunoașteri corecte, în faza de testare depășind 80-90%, chiar pentru imagini contaminate cu zgomot sau ușor transformate geometric față de cele memorate ca prototipi. Dezavantajul acestei abordări constă în faptul că nu se face o clasificare (recunoaștere) propriu-zisă, memoria returnând doar prototipul clasei căreia îi aparține imaginea necunoscută.

Determinarea efectivă a clasei se poate face utilizând în continuare o rețea *feed-forward* (fig. 6), a cărei antrenare se poate face doar cu imagini “curate”, prototipii furnizați de memoria autoasociativă.

În acest moment suntem în faza de simulare a unei rețele *feed-forward* (fig. 6), dar întâmpinăm dificultăți legate de limitarea memoriei disponibile și de timpul exagerat necesar antrenării.

De asemenea o problemă dificilă o reprezintă extragerea și preprocesarea filigranului datorită a

două motive:

- Starea hârtiei de pe care se extrage filigranul este de multe ori precară
- Odată extras, filigranul necesită o preprocesare pentru a putea fi apoi prezentat rețelei neuronale spre recunoaștere.

Intenționăm de asemenea să testăm rețele cu funcții de bază radiale (RBF), pentru a face o comparație între performanțele diferitelor tipuri de rețele neuronale.

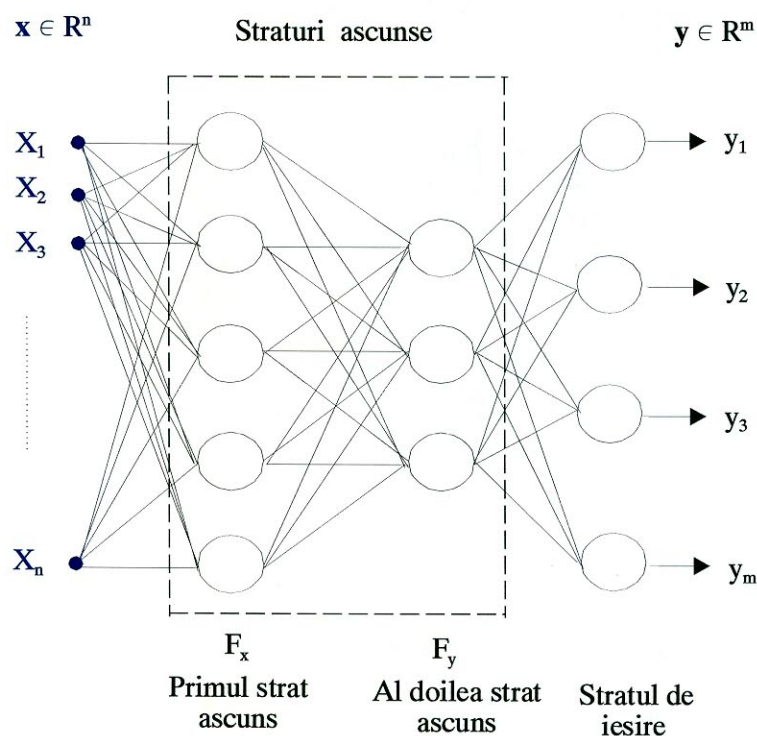


Fig. 6. Exemplu de rețea neuronală multistrat care poate realiza o transformare de la R^n la R^m

SOFIA ȘTIRBAN, IOAN ILEANĂ, REMUS JOLDEȘ

BIBLIOGRAFIE SELECTIVĂ

- Bogdan, D.P., *Filigranologia ca disciplină științifică*, în *Revista arhivelor*, anul X, 2, 1967, p. 3-40.
- Dâmboiu, A., *De la piatră la hârtie*, Editura Științifică, București, 1964.
- Dicționar al științelor speciale ale istoriei*, București, 1984.
- Dumitrescu, D.; Costin, Hariton, *Rețele neuronale, teorie și aplicații*. Editura Teora, București, 1996.
- Hassler, Martin; Kamp Yves, *Reseaux de neurones recursifs pour memoires associatives*, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne, 1994.
- Hertz, John; Krogh, Anders; Palmer, Richard, *Introduction to the theory of neural computation*. Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- Ileană, Ioan, *Implementări electronice și optoelectronice ale rețelelor neuronale. Memorii autoasociative pentru recunoașterea formelor*, ms.
- Kohonen, Teuvo, *Self-organization and associative memory*, Springer-Verlag, Berlin - Heidelberg - New York - London - Paris - Tokio, 1988.
- Mareș, Al., *Filigranele întrebuințate în țările române în secolul al XVI-lea*, București, 1987.

Mita, L., *Istoricul tehnologiei hârtiei*, în *Probleme de patologie a cărții. Culegere de material documentar*, vol. 31, București, 1995, p. 81-87.

Nedevschi, Sergiu, *Prelucrarea imaginii și recunoașterea formelor*, Editura Albastră, Cluj-Napoca, 1998.

Simpson, Patrick: *Artificial neural system*, Pergamon Press, 1990.

Știrban, Sofia, *Din istoria hârtiei și filigranului. Tipografia românească a Bălgradului (sec.XVII)*, Alba Iulia, 1999.

Todorean, Gavril; Coșteiu, Mircea; Giurgiu, Mircea, *Rețele neuronale*, Editura Micro-Informatica, Cluj-Napoca, 1994.

METHODS AND TEHNICS OF IDENTIFYING OF WATERMARKS IN OLD PAPER

SUMMARY

This paper presents several problems related to the recognition and identification of old paper watermarks. The automatic recognition of the watermark is important and authors intend to perform this recognition using artificial neural networks. Some preliminary results, as well as some problems encountered are shown in the article.