

Soluție de generare arbori pentru evaluarea de binarizări optime globale

Alexandru-George ȘERBAN
Facultatea de Automatică și Calculatoare, gr.344C2,
Universitatea "Politehnica" București,
București, România,
alexandru.serban00@stud.acs.upb.ro

Mircea TIMPURIU
Facultatea de Automatică și Calculatoare, gr.342C5,
Universitatea "Politehnica" București,
București, România,
mircea.timpuriu@stud.acs.upb.ro

Abstract— Binarizarea globală este o metodă de conversie a unei imagini cu tonuri de gri într-o imagine binară cu pixeli albi și negri, prin aplicarea unui singur prag (threshold). Lucrarea prezintă un algoritm optim pentru generarea unui arbore care returnează un prag global de binarizare. Intrările soluției software sunt fișiere de tip CSV, ce conțin informații de binarizare, referințe ale unui set de imagini (metadate). Etapele de dezvoltare programatică sunt de antrenare (train), validare (validation) și testare (test). Primele două stagii denotă procesul de construire a arborelui performant, pe când în cadrul celei de test se memorează structura optimă raportată la metrici finale. Totodată, introducerea de noduri rădăcină este etapizată și dependentă aplicării rezultatului de funcții compuse. Pasul anterior este condiționat de atingerea unei mai bune performanțe pentru arbore în cazul adăugării root-ului. Comparatia de rezultate nu se rezumă doar la momentul inserării de noduri, ci este efectuată și asupra altor arbori generați aleatoriu, în deosebi în cadrul etapei de validare.

Keywords— binarizare globală, threshold, binarizare locală, threshold adaptiv, arbori evaluare, validare, testare, metrici de performanță

I. INTRODUCERE

Conversia unei imagini cu tonuri de gri într-o imagine binară cu pixeli albi și negri se numește binarizare. Metoda este utilizată la procesarea imaginilor, în special pentru analiza acestora și identificarea obiectelor conținute.

Cea mai simplă modalitate de binarizare este thresholding. Tehnica thresholding-ului presupune ca primă etapă estimarea unei valori de prag pentru tonurile de gri existente în imagine. În a doua etapă, folosind valoarea de prag găsită, se convertește o imagine alcătuită din pixeli cu tonuri de gri într-o imagine binară, adică una care este formată din pixeli albi și negri. Astfel, tuturor pixelilor pentru care valoarea de gri este mai mare sau egală cu pragul setat li se atribuie culoarea alb (sau valoarea binară 1), iar pentru cei care au valoarea de gri sub prag primesc culoarea negru (binar 0).

Metodele de binarizare pentru imaginile în tonuri de gri pot fi grupate în două mari categorii: binarizare globală, respectiv locală [2], [3].

Metodele globale identifică o singură valoare de prag pentru întreaga imagine. Fiecărui pixel i se asociază o valoare binară (0 sau 1) pe baza nivelului de gri prin comparație cu pragul unic. Metodele globale sunt rapide și dau rezultate bune pentru documentele scanate tipice. Tehnicile cu prag global unic sunt utilizate atunci când există o distribuție distinctă a tonurilor de

gri pentru obiecte, respectiv fundal. Timp de mulți ani, binarizarea unei imagini în tonuri de gri s-a bazat pe algoritmi statistici cu prag global [13].

O metodă globală larg utilizată este tehnica Otsu. Se presupun două clase de pixeli (prim-plan și fundal) și se folosește histograma valorilor în tonuri de gri din imagine pentru a alege pragul care maximizează varianța între clase și o minimizează în interior. Metoda Otsu se aplică iterativ. Varianța reprezintă media deviațiilor pătratice pentru o variabilă aleatoare de la media sa. Informal spus, măsoară depărtarea valorilor individuale (aleatoare) dintr-o mulțime, de la media lor [6].

O altă metodă globală folosită este cea propusă de Kittler. Acest algoritm, conceput pentru a diferenția un obiect din fundal în imaginile cu tonuri de gri, presupune că funcțiile de densitate de probabilitate condiționată a claselor obiect și fundal sunt distribuții normale. Histograma este folosită în vederea clasificării erorii pentru un ansamblu de două funcții gaussiene. Algoritmul găsește pragul optim care minimizează probabilitatea erorii de clasificare. Această procedură funcționează considerând ipoteza funcțiilor de densitate gaussiană cu varianță inegală și rezolvă o problemă de ajustare a densității gaussiene cu eroare minimă. Prin urmare, se obține un prag de binarizare care permite împărțirea pixelilor de fundal și de obiecte [7].

Astfel de metode statistice sunt inadecvate pentru imagini complexe și pentru documente degradate. Dacă luminozitatea și contrastul unei imagini nu sunt uniforme, este dificilă identificarea unui prag unic, iar metodele de binarizare globală tind să introducă zgomot. Pentru a depăși aceste probleme, au fost propuse tehnici locale de prag pentru binarizarea documentelor [9], [10], [14], [16].

Metodele de binarizare locale estimează un prag pentru fiecare pixel din imagine pe baza informațiilor conținute în vecinătatea acestuia. Una din metodele de binarizare locală frecvent utilizată este tehnica Sauvola. Aceasta metodă calculează un prag de binarizare pentru pixelul centrat pe o vecinătate, luând în considerare intervalul dinamic al abaterii standard a valorilor tonurilor de gri pentru pixelii din fereastra locală [5], [17].

În diverse lucrări științifice se arată că fiecărei metode de obținere a pragurilor de binarizare i se pot aduce obiecții. Ca o consecință, au fost dezvoltate noi metode de binarizare. Unele dintre acestea țin seama, în mod dinamic, de ambele tehnici de obținere a pragurilor, atât metodele globale și cât cele locale [1], [4], [8], [11], [12], [15].

II. DESCRIEREA SOLUȚIEI

Soluția constă într-un algoritm pseudoaleator de generare a unui arbore care să returneze un prag (threshold) global de binarizare, cât mai apropiat de imaginea de ground truth.

Algoritmul generează la început, un număr de arbori inițiali (default 5), iar atât threshold-urile de bază folosite în frunzele arborelui (Otsu, Kittler etc.), cât și un număr de prime noduri pe care se aplică funcții, sunt stabilite aleator (random).

Urmează în etapa de antrenare, ca pentru fiecare dintre arbori, să se adăuge un nod nou de tip rădăcină (root) în capăt.

Modalitatea prin care se determină viitorul root este următoarea:

- se alege aleator un număr de funcții distincte (default 5), exprimând valori posibile ale noului nod, și care au argumente random extrase din cele deja existente în arbore
- se creează câte o copie a arborelui inițial, la care se adăugă în capăt unul dintre aceste noduri posibile
- se calculează metrica de performanță pentru fiecare dintre arborii nou creați în starea actuală

Nodul care ilustrează arborele cu cea mai bună performanță rămâne în structură. În caz contrar, dacă pentru arborele inițial se obțin performanțe mai bune decât oricare inserare a unui root, acesta nu se modifică.

Pentru fiecare arbore generat la început, pentru toți pașii algoritmului, se aplică modalitatea de inserare a unui nod descrisă anterior. După ce în fiecare dintre arbori a fost adăugat (sau nu) un root, se compară metricele de performanță ale acestora. Pentru diminuarea spațiului și timpului de rulare la aproape jumătate, în acest stadiu, arborele cu performanța cea mai slabă va fi eliminat, și nu va mai fi luat în considerare în pașii următori.

Se repetă pasul anterior de adăugare a unui nod pentru toți arborii, eliminându-se cel mai puțin performant dintre ei, până când rămâne unul singur, care este considerat cel optim obținut în etapa de antrenare.

Metrica de performanță este calculată ca fiind media f-measure-urilor pe un set de date, din care se scade de 10 ori timpul de execuție al calculului arborelui. Se iau în vedere atât performanțele din cadrul task-ului, cât și cele de rulare.

În cadrul etapei de validare, se repetă același algoritm ca în stadiul de antrenare, doar că, în loc să se aleagă un număr de arbori inițiali aleatori, unul dintre aceștia este deja cel optim obținut din etapa de antrenare. Arborele în cauză va fi comparat cu alții care sunt generați aleator, pentru a determina dacă este cel mai performant și după acest stadiu. Dacă însă în această etapă se găsește un arbore mai bun, cel vechi se elimină, și se continuă cu noua configurație.

În stadiul de testare, arborele definitivat după etapele de antrenare și validare se salvează într-un fișier, fiind aplicat pe un set de test pentru a obține metrica finală de performanță, și a compara rezultatele acestuia cu cele aplicate threshold-uri disponibile.

III. ARHITECTURA SOLUȚIEI

Ierarhia de programe ale soluției relevă procedurile de generare de noduri rădăcină, în scopul obținerii etapizate a arborelui cu metrici performante. Astfel, se elimină succesiv structurile arborescente, care prin inserarea unui nou root, nu au

potențialul de a transla imaginile mai aproape de ground-truth decât pentru threshold-urile canonice.

Arhitectura este implementată în Python 3 și soluții conexe precum Jupyter notebook, iar ieșirea obținută este formatată pentru a fi comprehensibilă utilizatorilor finali (*end users*).

Datele arborelui performant după stadiile de antrenare și validare sunt salvate în fișiere de output, pentru a extrage informații de performanță și a compara cu efectele aplicării pragurilor clasice pe imagini.

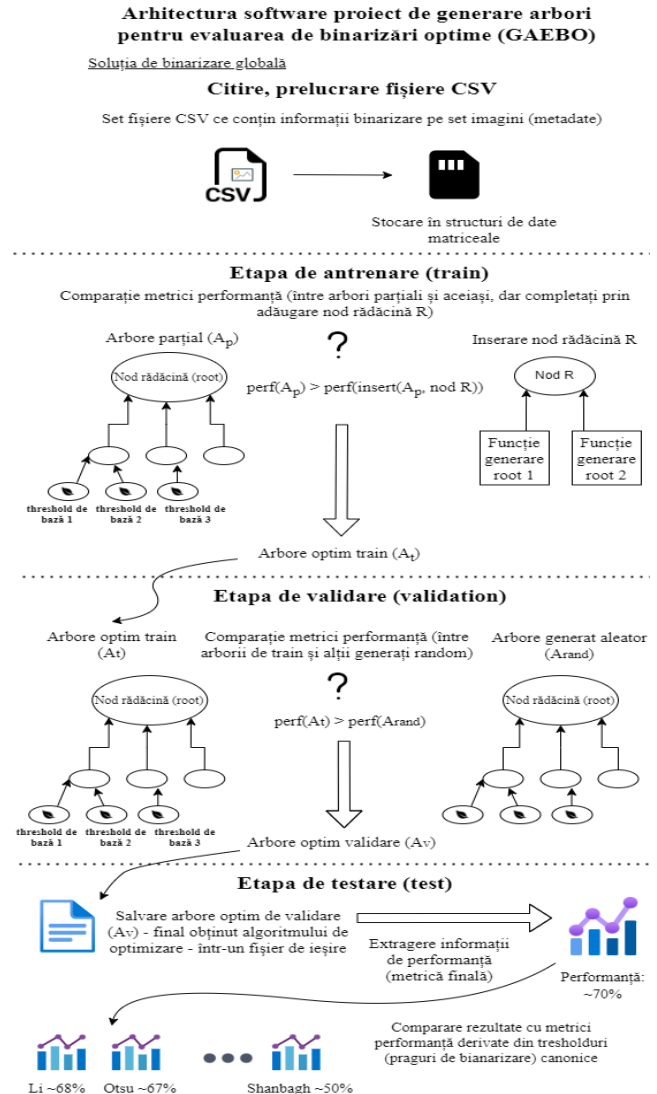


Fig. 1. Arhitectura soluției de optimizare pentru binarizarea globală

Sursele cod enumerate în ierarhie sunt:

generator.py: fișier care generează programul functions.py, acesta din urmă conținând implementarea unui număr fix (determinist) de funcții care au fost generate aleator.

Fișierul functions.py este creat doar dacă nu există deja. Pentru generarea de funcții, se utilizează 16 proceduri de bază. Următoarele funcții au ca rezultat o combinație de operații între 16 proceduri șablon. Pentru funcțiile compuse, s-a implementat o restricționare cu o gardă (guard), ca o condiție suplimentară, astfel încât rezultatul să rămână în intervalul 0-1.

functions.py: program ce conține corpurile funcțiilor ce vor fi folosite pentru calcularea nodurilor.

Global_binarisation.ipynb: notebook-ul Jupyter în care este implementat algoritmul principal de obținere a arborilor de threshold-uri. Acesta conține 3 segmente:

1. *Segmentul de funcții*, în care sunt implementate toate funcțiile necesare rulării, și anume:

- *parse_csv*, extrage informațiile din fișierele CSV oferite, pe care le stochează în structuri de date matriceale care vor fi prelucrate în continuare;
- *choose_random_starting_thresholds*, generează un subset aleator de praguri (threshold-uri) frunză pentru un arbore;
- *generate_starting_tree_structure*, creează un arbore inițial;
- *generate_new_node_in_tree*, mecanismul de adăugare a unui nou nod de tip rădăcină (root) în arbore;
- *solve*, aplică funcțiile din arbore pentru a obține un threshold în root, și returnează f-measure-ul threshold-ului obținut pentru o imagine;
- *solve_over_dataset* și *get_final_metrics*, aplică funcția *solve* pe un întreg set de date, returnând metrica de performanță pe întreg setul de date;
- *train*, execută etapa de antrenare;
- *validate*, execută etapa de validare;
- *write_results_to_file*, formatează output-ul pentru a-l face prezentabil;
- *get_known_threshold_metric*, calculează performanțele threshold-urilor consacrate (Otsu, Kittler, etc.) asupra setului de test.

2. *Segmentul de creare a seturilor de date*, unde se citesc datele din fișierele CSV și se împarte setul total în mulțime de antrenament (50%), de validare (20%) și de test (30%).

3. *Segmentul de determinare a arborilor*, în care se aplică etapele de antrenare și validare, scriindu-se cei mai buni arbori în fișiere de output. Se folosește și stadiul de test, unde se compară performanțele arborilor obținuți cu rezultatele specifice celorlalte threshold-uri disponibile.

IV. REZULTATE INTERMEDIARE ALE SOLUȚIEI SOFTWARE

Pe setul de test partiționat întregii mulțimi de date, algoritmul propus cu valori default reușește să obțină un rezultat f-measure mediu de aproximativ 70%, într-un timp de rulare de aproximativ 1s. Încă din aceasta etapă, algoritmul este capabil să obțină performanțe mai bune asupra imaginilor oferite, mai aproape de ground truth, față de aproape toate aplicările celorlalte threshold-uri consacrate pe imaginile din setul de test. Această performanță este deosebită, având în vedere că setul de test este ales aleator de fiecare dată. Singurele praguri care se apropie de performanța arborelui sunt threshold-urile Otsu și Li (67-68% performanță), celelalte plasându-se între 50% și 64% performanță. Datele obținute pe un set de test pot fi observate în următorul grafic:

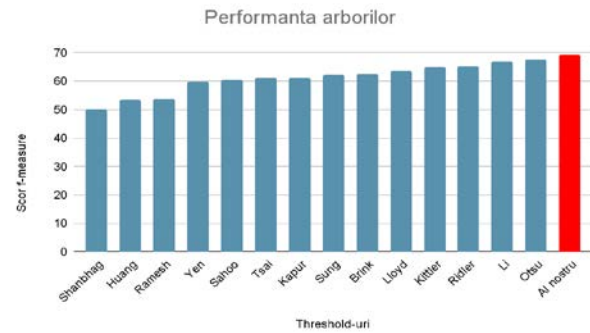


Fig. 2. Comparație performanța arbore obținut

V. CONCLUZII INTERMEDIARE

O problemă întâlnită în dezvoltare și în special, testarea algoritmului, este durata de parsare și extragere a datelor din fișiere, care poate dura o oră în unele cazuri, constrânsă de dimensiunea mare a setului de date oferit. Însă, în aceste condiții, un timp de rulare al algoritmului de găsire a celui mai potrivit arbore de 5 minute pentru binarizarea globală, este compensat printr-o performanță mai bună decât restul tuturor celorlalte threshold-uri.

S-a observat faptul că pentru un arbore care nu satisface cerințelor într-un pas al generării, probabilitatea de îmbunătățire după adăugarea de noduri tip rădăcină (root) la capătul acestuia este redusă. Astfel, a fost luat în vedere în implementare, eliminarea celui mai puțin performant arbore la fiecare pas. Prin urmare, în cazul binarizării globale, s-a redus la jumătate numărul de operații de căutare a celui mai potrivit nod de inserat.

BIBLIOGRAFIE

- [1] Xiaoyi Jiang, "Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 25, nr. 1, pp. 131–137, Jan. 2003.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed., New York, NY: Pearson, 2018.
- [3] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, no. 1, pp. 146–165, Jan. 2004.
- [4] S. Venkatesh and Paul Rosin, "Dynamic threshold determination by local and global edge evaluation," *Graphical models and image processing*, vol. 57, nr. 2, pp. 146–169, Mar. 1995.
- [5] J. Sauviola, T. Seppanen, S. Haapakoski and M. Pietikainen, "Adaptive document binarization," *Pattern recognition*, Vol. 33, issue 2, pp.225–236 Feb. 2000.
- Nobuyuki Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, Vol. SMC-9, nr. 1, Jan. 1970.
- [6] Er.Nirpjeet kaur, Er Rajpreet kaur, "A review on various methods of image thresholding", *International journal on computer science and engineering*, Vol. 3, nr. 10, pp. 3443–3443, Oct. 2011.
- W. A. Mustafa and M.M. Abdul Kader, "Binarization of document image using optimum threshold modification," *Journal of Physics: Conf. Series*, nr. 1019, 2018.
- [7] P. Stathis, E. Kavallieratou and N. Papamarkos, "An evaluation technique for binarization algorithms", *Journal of universal computer science*, vol. 14, nr. 18, pp. 3011–3030, Oct. 1, 2018.

- [8] T. Kalaiselvi, P. Nagaraja and V. Indhu, „A comparative study on thresholding techniques for gray image binarization,” *International Journal of advanced research in computer science*, Vol. 8, nr. 7, pp. 1168-1172, Jul.-Aug. 2017.
- [9] T.R. Singh, S. Roy, O.I. Singh, T. Sinam, K.M. Singh, “A new local adaptive thresholding technique in binarization,” *International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 8 issue 6, nr. 2, pp. 271-277, Nov. 2011.
N. Senthilkumaran and S. Vaithegi, “Image segmentation by using thresholding techniques for medical images,” *Computer Science & Engineering: An international juournal*, Vol. 6, nr. 1, pp. 1-13, Feb. 2016.
- [10] M. Athimethphat, “A review on global binarization algorithms for degraded document images,” *AU Journal of technology*, Vol. 14, nr. 3, pp. 188-195, Jan. 2011.
- [11] P.K. Sahoo, S. Soltani, A.K.C. Wong and, Y.C. Chen, “A survey of thresholding techniques,” *Computer vision, graphics, and image processing*, Vol. 41, nr. 2, pp. 233-266, Feb. 1988.
- [12] E. Zemouri, Y. Chibani, and Y. Brik, “Enhancement of Historical Document Images by combining global and local binarization technique,” *International journal of information and electronics engineering*, Vol. 4, nr. 1, pp. 1-5, Jan. 2014.
- [13] O.D. Trier and T. Taxt, “Evaluation of binarization methods for document images,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, Nr. 3, pp. 312-315, Mar. 1995.
- [14] G. Lazzara and T. Geraud, “Efficient Multiscale Sauvola’s Binarization,” *International Journal on Document Analysis and Recognition*, Vol. 17, Nr. 2, pp. 105-123, Jun. 2014.