

Bài báo nghiên cứu**PHÂN LỚP ẢNH BẰNG KD-TREE RANDOM FOREST****Nguyễn Thị Định¹, Trần Thị Thanh Hà², Văn Thế Thành^{3*}**¹Trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam²Trường THPT Chuyên Lê Quý Đôn, Bà Rịa – Vũng Tàu, Việt Nam³Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam*Tác giả liên hệ: Văn Thế Thành – Email: thanhvt@hcmue.edu.vn

Ngày nhận bài: 11-10-2022; ngày nhận bài sửa: 03-11-2022; ngày duyệt đăng: 04-01-2023

TÓM TẮT

Trong bài báo này, một phương pháp phân lớp hình ảnh dựa trên cấu trúc KD-Tree Random Forest được đề xuất nhằm thực hiện phân lớp ảnh bằng nhiều cấu trúc KD-Tree độc lập. Trong đó, mỗi cấu trúc KD-Tree được sử dụng phân lớp nhiều lần cho một ảnh đầu vào theo mô hình phân lớp đa tầng. Quá trình phân lớp ảnh dựa trên cấu trúc KD-Tree Random Forest thực hiện theo phương pháp xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest và huấn luyện bộ vector phân lớp. Vì vậy, các thuật toán phân lớp hình ảnh dựa trên cấu trúc KD-Tree Random Forest, huấn luyện bộ véc-tơ phân lớp và mô hình phân lớp ảnh được đề xuất. Dựa trên cơ sở lý thuyết này, thực nghiệm được xây dựng trên bộ ảnh Clatech256 và so sánh với các công trình khác cùng bộ dữ liệu để minh chứng tính khả thi của phương pháp đề xuất. Theo kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp của chúng tôi là hiệu quả và có thể áp dụng được cho các hệ phân loại hình ảnh thuộc các lĩnh vực khác nhau.

Từ khóa: phân lớp ảnh; hiệu suất phân lớp; KD-Tree Random Forest; hình phân lớp**1. Giới thiệu**

Phân lớp ảnh là bài toán được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực như nhận dạng mẫu, nhận dạng đối tượng trên ảnh, nhận dạng kí tự, phân loại bệnh nhân và chẩn đoán y khoa qua hình ảnh... nhằm tận dụng nguồn dữ liệu đa phương tiện đang phát triển nhanh chóng trong bối cảnh hiện nay (Sawant Shrutika, 2017; Ouni, 2020). Dữ liệu ảnh số tăng lên theo cấp số nhân trong mỗi giây thông qua các thiết bị đa phương tiện; điều này cho thấy sự cần thiết phải có một phương pháp phân loại đối tượng bằng hình ảnh trong khoảng thời gian cho phép để đáp ứng nhu cầu người dùng. Bài toán phân loại hình ảnh là một trong những bài toán quan trọng của nhiều hệ tra cứu dữ liệu đa phương tiện được nhiều nhóm nghiên cứu quan tâm (Ouni, 2020). Để thực hiện bài toán phân loại hình ảnh cần xây dựng một mô hình và đánh giá tính đúng đắn của mô hình đề xuất. Một mô hình phân lớp có thể được xây dựng bằng các thuật toán rừng ngẫu nhiên, cây quyết định, mạng học sâu và nhiều kĩ thuật khác. Ngày nay, sự đa dạng của ảnh số làm cho quá trình nhận dạng đối tượng qua hình ảnh

Cite this article as: Nguyen Thi Dinh, Tran Thi Thanh Ha, & Van The Thanh (2023). Image classification using KD-Tree random forest. *Ho Chi Minh City University of Education Journal of Science*, 20(1), 123-134.

gặp nhiều khó khăn, đặc biệt là các bộ ảnh đa đối tượng. Vì vậy, nâng cao hiệu suất cho mô hình phân loại đối tượng bằng hình ảnh là cần thiết. Trong bài báo này mô hình phân loại đối tượng bằng hình ảnh được đánh giá qua các giai đoạn: xây dựng, huấn luyện mô hình, kiểm thử và chọn tham số để kết quả phân loại từ mô hình đạt hiệu quả cao.

Hiện nay, có nhiều bài toán phân lớp dữ liệu được thực hiện bởi nhiều phương pháp khác nhau như sử dụng một trong các thuật toán k-NN (*k-Nearest Neighbors*) (Dang, 2018), SVM (*Support Vector Machines*) (Chaganti, 2020), CNN (*Convolutional Neural Networks*) (Ortac, 2021), DNN (*Deep Neural Networks*) (Rashid, 2020)... Trong bài báo này, một phương pháp phân lớp đối tượng bằng hình ảnh dựa trên cấu trúc KD-Tree Random Forest được đề xuất. Quá trình phân lớp này được thực hiện trên nhiều KD-Tree đồng thời cho mỗi ảnh đầu vào; sau đó tổng hợp kết quả phân lớp theo cơ chế phiếu bầu cao nhất.

Đóng góp của bài báo gồm: (1) Mô tả quá trình phân lớp ảnh bằng cấu trúc KD-Tree Random Forest; (2) xây dựng thuật toán phân lớp hình ảnh dựa trên cấu trúc KD-Tree Random Forest; (3) huấn luyện bộ vector phân lớp trên KD-Tree Random Forest; (4) đề xuất mô hình phân lớp ảnh dựa trên cấu trúc KD-Tree Random Forest; (5) đánh giá mô hình bằng thực nghiệm trên các bộ ảnh Clatech256.

Phần còn lại của bài báo gồm: **phần 2** khảo sát và phân tích ưu nhược điểm của một số công trình liên quan để minh chứng tính khả thi cho mô hình phân lớp ảnh đề xuất; **phần 3** trình bày mô hình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forest, phương pháp xây dựng và huấn luyện KD-Tree Random Forest; **phần 4** trình bày kết quả thực nghiệm được đánh giá trên bộ dữ liệu ảnh; Kết luận và hướng phát triển tiếp theo được trình bày trong **phần 5**.

Các công trình nghiên cứu liên quan

Deepak Ranjan Nayak và cộng sự (2016) (Nayak et al., 2016) đã thực hiện một phương pháp phân loại hình ảnh MR não bằng cách sử dụng phép biến đổi wavelet rời rạc hai chiều và kỹ thuật AdaBoost bằng rừng ngẫu nhiên. Bài báo này, nhóm tác giả đã trình bày một hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính (CAD) tự động và chính xác cho việc phân loại não bằng hình ảnh cộng hưởng (Hamreras). Hệ thống đầu tiên sử dụng phép biến đổi wavelet rời rạc hai chiều (*2D-DWT*) để trích xuất đặc trưng hình ảnh. Sau khi chuẩn hóa vectơ đặc trưng cho từng đối tượng, phân tích thành phần chính bằng phương pháp giảm chiều dữ liệu PCA để giảm kích thước của đối tượng. Các tính năng rút gọn được áp dụng cho trình phân loại để phân loại hình ảnh MR thành hai loại bình thường và bất thường. Luận đề này sử dụng thuật toán AdaBoost kết hợp rừng ngẫu nhiên làm bộ phân loại cơ sở của nó. Trong công trình này, ba tập dữ liệu hình ảnh dùng cho chuẩn MR là Dataset-66, Dataset-160 và Dataset-255, đã được sử dụng để xác thực hệ thống đề xuất. Sơ đồ xác thực chéo phân tầng được sử dụng để nâng cao tính tổng quát và khả năng phân loại hình ảnh của phương pháp đề xuất. Kết quả mô phỏng được so sánh với các luận đề hiện có cho thấy rằng chương trình được đề xuất hoạt động tốt hơn các chương trình khác trong cả ba tập dữ liệu thực nghiệm. Như vậy, việc kết hợp giữa phép biến đổi wavelet rời rạc hai chiều kết hợp thuật toán phân

loại hình ảnh được đánh giá là khá tốt trong chẩn đoán bệnh bằng hình ảnh MR.

Wijayanti Nurul Khotimah và cộng sự (2015) (Khotimah et al., 2015) đã thực hiện một phương pháp phân loại cá ngừ đại dương bằng thuật toán cây quyết định Decision Tree dựa trên đặc trưng hình ảnh được trích xuất gồm kết cấu, hình dạng tỉ lệ giữa diện tích đầu và diện tích hình tròn, tỉ lệ hình tròn của đầu cá ngừ. Kết quả thực nghiệm đánh giá trên 60 mẫu ảnh cá ngừ loại mắt to, vây vàng và cá vằn. Kết quả đánh giá với độ chính xác phân lớp là 0.88. Tuy nhiên, công trình này chỉ dừng lại ở mức phân loại cá ngừ đại dương và tập ảnh thực nghiệm chưa lớn.

Junshi Xia và cộng sự (2017) (Xia et al., 2017) đã sử dụng rừng ngẫu nhiên để phân loại hình ảnh. Trong công trình này, nhóm tác giả đã thực hiện một phương pháp phân loại hình ảnh bằng rừng ngẫu nhiên mở rộng nhằm nâng cao hiệu suất phân loại hình ảnh. Hiệu quả của phương pháp đề xuất được nghiên cứu bởi Đại học Pavia và Indian Pines. So sánh đánh giá thử nghiệm cho thấy hiệu suất vượt trội của các phương pháp này, đặc biệt là những phương pháp sử dụng dựa trên luân phiên và tăng cường các phương pháp tiếp cận dựa trên sự xoay vòng của cấu trúc rừng ngẫu nhiên. Một lợi thế trong phương pháp này là rằng thời gian xử lý của CPU có thể chấp nhận được.

Từ các công trình nghiên cứu này cho thấy bài toán phân lớp hình ảnh được thực hiện theo nhiều phương pháp khác nhau và có nhiều quan tâm của nhiều nhóm tác giả. Hơn nữa, mô hình phân lớp ảnh bằng rừng ngẫu nhiên đã có nhiều kết quả khả quan, theo đánh giá thì phân loại hình ảnh bằng rừng ngẫu nhiên là một hướng tiếp cận có tính khả thi và nhiều thách thức. Trên cơ sở kế thừa từ các công trình đã có và khắc phục những hạn chế của các phương pháp phân lớp hình ảnh từ công trình (Nguyen, 2021); trong bài báo này một mô hình phân lớp hình ảnh bằng cách xây dựng rừng ngẫu nhiên trong đó kết hợp nhiều cấu trúc KD-Tree đã nâng cao hiệu suất cho quá trình phân lớp hình ảnh.

2. Nội dung

2.1. Mô hình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forst

Để đánh giá tính đúng đắn của phương pháp đề xuất áp dụng cho bài toán phân lớp hình ảnh, một mô hình phân lớp ảnh dựa trên KD-Tree Random được minh họa như Hình 1. Mô hình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random được chia thành hai pha: pha huấn luyện KD-Tree Random Forest và pha phân lớp ảnh, cụ thể các bước như sau:

Pha huấn luyện KD-Tree Random Forest

Bước 1. Trích đặc trưng cho tập ảnh thực nghiệm Caltech256;

Bước 2. Xây dựng KD-Tree Random Forest dựa trên kỹ thuật Bagging;

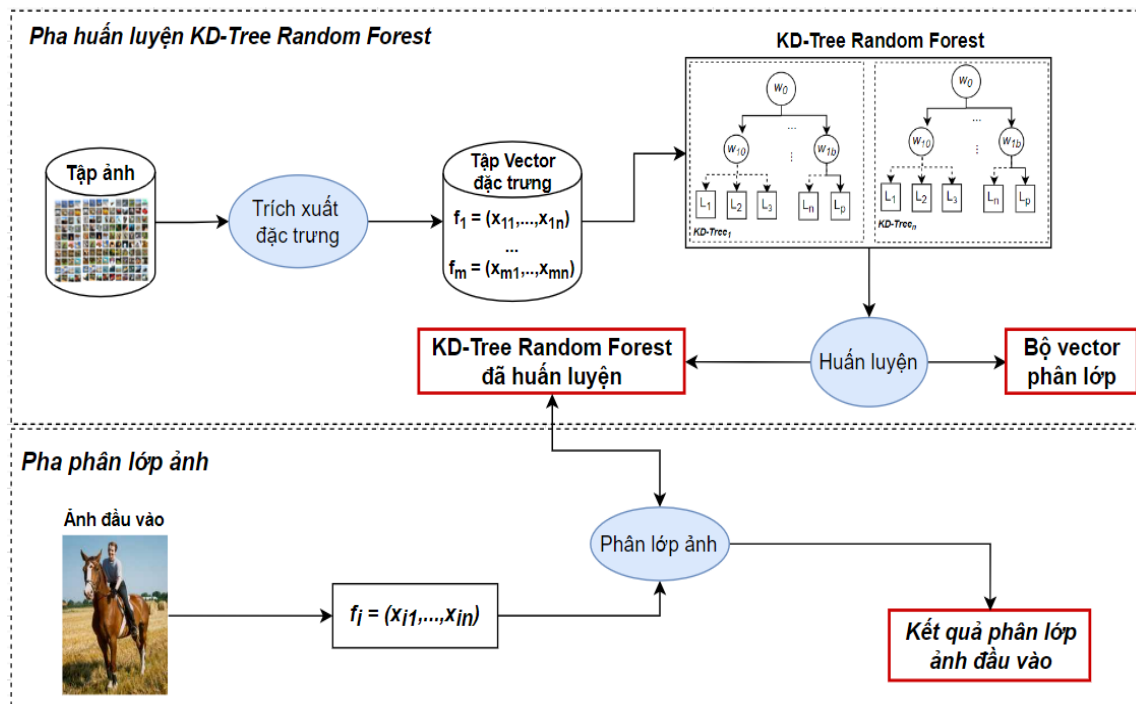
Bước 3. Huấn luyện trọng số trên KD-Tree Random Forest; kết quả thu được là bộ vector phân loại và mô hình phân lớp KD-Tree Random Forest.

Pha phân lớp ảnh

Bước 1. Trích xuất đặc trưng cho ảnh đầu vào;

Bước 2. Thực hiện phân lớp ảnh đầu vào bằng mô hình KD-Tree Random Forest theo cơ chế phiếu bầu, tức là mỗi ảnh được phân lớp trên nhiều KD-Tree thuộc rừng ngẫu nhiên sẽ thu được nhiều kết quả phân lớp khác nhau;

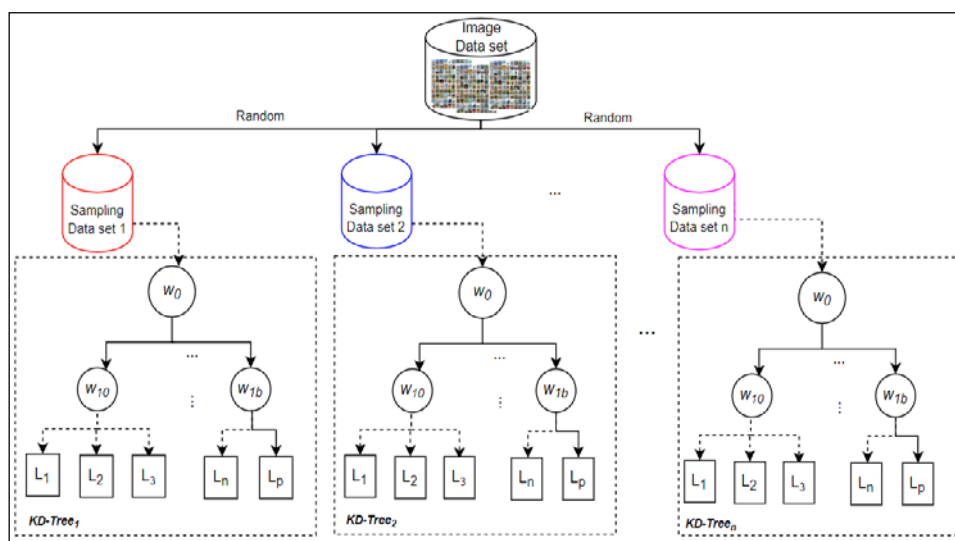
Bước 3. Trích xuất phân lớp cuối cùng của ảnh đầu vào dựa trên số phiếu bầu cao nhất.



Hình 1. Mô hình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random

2.2. Cấu trúc KD-Tree Random Forest cho phân lớp hình ảnh

Rừng ngẫu nhiên là một trong những mô hình phân lớp hình ảnh có hiệu suất cao bởi sự kết hợp các kết quả đánh giá khách quan từ nhiều mô hình phân lớp độc lập. Hiện nay, việc xây dựng và phân lớp hình ảnh bằng rừng ngẫu nhiên dựa trên các kỹ thuật Bagging, Boosting... và một số kỹ thuật khác đã mang lại hiệu suất phân lớp ảnh khác cao (Wang, 2019; Amini, 2018). Trong bài báo này, một mô hình phân lớp ảnh bằng rừng ngẫu nhiên trong đó mỗi bộ phân lớp là một cấu trúc KD-Tree theo kỹ thuật Bagging nhằm thực hiện phân lớp ảnh đầu vào được đề xuất. Minh họa cấu trúc rừng ngẫu nhiên KD-Tree Random Forest như Hình 2.



Hình 2. Cấu trúc KD-Tree Random Forest

2.3. Xây dựng KD-Tree Random Forest

Trên cơ sở cấu trúc KD-Tree được mô tả và xây dựng được kế thừa từ công trình (Nguyen, 2021) trong đó mỗi tập dữ liệu $Data_i$ được sử dụng cho xây dựng một cấu trúc KD-Tree riêng biệt. Cấu trúc KD-Tree được xây dựng là cây đa nhánh cân bằng, xác định chiều cao và số nhánh tại mỗi nút trên cây để hình thành số nút lá cần xây dựng chứa tập dữ liệu véc-tơ đặc trưng hình ảnh tại nút lá.

Từ những công trình (Nguyen & Le, 2022; Nguyen, 2021) việc phân lớp hình ảnh bằng cấu trúc KD-Tree là thực hiện phân lớp cho ảnh đầu vào bằng một cấu trúc KD-Tree riêng lẻ nên hiệu suất phân lớp chưa cao. Do đó, kỹ thuật phân lớp ảnh bằng nhiều cây KD-Tree để đảm bảo tính khách quan cho người dùng và nhằm nâng cao hiệu suất phân lớp ảnh là thực sự cần thiết. Để thực hiện điều này, một cấu trúc KD-Tree Random Forest được xây dựng bởi nhiều cây KD-Tree để thực hiện phân lớp đồng thời cho ảnh đầu vào được thực hiện. Sau khi thực hiện phân lớp trên từng cấu trúc KD-Tree, phương pháp bỏ phiếu bầu theo số đông cho kết quả phân loại để tổng hợp kết quả cuối cùng. Rừng ngẫu nhiên được xây dựng là tập hợp nhiều cấu trúc KD-Tree độc lập nhằm thực hiện phân lớp nhiều lần cho một ảnh đầu vào dựa trên các mô hình phân lớp riêng biệt và thực hiện song song bằng kỹ thuật Bagging. Minh họa rừng ngẫu nhiên KD-Tree Random Forest kết hợp kỹ thuật Bagging được minh họa trong Hình 2 gồm các bước: (1) Xây dựng các bộ dữ liệu $Data_i$ ngẫu nhiên; (2) Xây dựng KD-Tree cho từng bộ $Data_i$; (3) Tổng hợp n cây KD-Tree hình thành KD-Tree Random Forest. Việc chia bộ dữ liệu thành các tập dữ liệu con ngẫu nhiên có số phần tử nhỏ hơn được thực hiện theo phương pháp Bagging và các mẫu dữ liệu $Sampling Data_i$ là có giao nhau. Quá trình lấy ngẫu nhiên giúp cho việc xây dựng các cấu trúc KD-Tree ngẫu

nhiên và tăng tính khác quan cho kết quả phân lớp ảnh đầu vào.

Thuật toán 1 thực hiện xây dựng nhiều KD-Tree, mỗi KD-Tree thứ i gọi là h_i được xây dựng từ một tập dữ liệu $Data_i$ có số phần tử là S_i trích từ tập dữ liệu gốc ban đầu là S là tập dữ liệu huấn luyện. Mỗi KD-Tree có chiều cao $h = 3$, số nhánh tối đa là $b = 6$; W_{kt} là bộ trọng số khởi tạo ngẫu nhiên ban đầu.

Thuật toán 1. Xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest

1. **Input:** *Traning set S, Number of KD – Tree N;*
2. **Output:** *KD – Tree Random Forest*
3. **Function** $RFKDT(S, b)$
4. **Begin**
5. $KD - Tree Forest = \emptyset;$
6. *For (i in number of KD – Tree N) do*
7. $h_i = CKDT(S_i, W_{kt}, h, b);$
8. $KD - TreeForest = KD - TreeForest \cup h_i ;$
9. *EndFor*
10. **Return** *KD – Tree Random Forest;*
11. **End.**

2.4. Huấn luyện KD-Tree Random Forest

Sau khi xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest với bộ trọng số ngẫu nhiên ban đầu thì hiệu suất phân lớp ảnh chưa cao. Vì vậy, quá trình huấn luyện trọng số trên KD-Tree Random Forest cần được thực hiện. Huấn luyện mô hình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Forest chính là quá trình huấn luyện trọng số phân lớp trên nhiều cấu trúc KD-Tree (Nguyễn Thị Định, 2021). Mỗi cây KD-Tree được huấn luyện theo phương pháp giảm sai số trung bình của quá trình phân lớp ảnh. Quá trình này được thực hiện bằng cách điều chỉnh vector trọng số lưu trữ tại các nút trong trên KD-Tree và được kế thừa từ công trình (Đinh & Le, 2022). Hiệu suất phân lớp tại mỗi KD-Tree được tính theo công thức (1); sau đó tổng hợp theo nhiều KD-Tree cho rừng ngẫu nhiên.

$$P_1 = AVG\left(\frac{\sum(f_{ki})}{\sum(f_{mi})}\right) \tag{1}$$

Trong đó: $\sum(f_{ki})$ là tổng số véc-tơ cùng nhãn thuộc nút lá $leaf_i$

$\sum(f_{mi})$ là tổng số véc-tơ cùng nhãn lớp thuộc tập dữ liệu ban đầu

Sau khi tính hiệu suất phân lớp với bộ trọng số khởi tạo ngẫu nhiên trên cấu trúc KD-Tree Random Forest, quá trình điều chỉnh trọng số để nâng cao hiệu suất phân lớp trên từng cấu trúc KD-Tree riêng lẻ được thực hiện bằng cách điều chỉnh trọng số theo đạo hàm ngược hướng Gradient theo công thức (2) tại mỗi nút trong trên KD-Tree.

$$W_i = W_i - \sigma(W_i * f_i) * \eta * \frac{\partial(\sigma(W_i * f_i))}{\partial(W_i)} = W_i - \sigma(W_i * f_i) * \eta * \sigma(W_i * f_i) * (1 - \sigma(W_i * f_i)) \quad (2)$$

Thuật toán 2. Huấn luyện trọng số trên KD-Tree Random Forest

1. **Input:** *KD – Tree Random Forest*;
2. **Output:** *Result training KD – Tree Random Forest*
3. **Function** TWRF (*KD – Tree Random Forest*)
4. **Begin**
5. *Khởi tạo bộ trọng số ngẫu nhiên cho mỗi KD – Tree[i];*
6. *Foreach (KD – Tree[i] in Forest N) do*
7. *Traning weight for KD – Tree[i];*
8. *EndFor*
9. **Return** *Result training KD – Tree Random Forest*;
10. **End.**

2.5. Phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forest

Sau khi xây dựng và huấn luyện KD-Tree Random Forest; kết quả thu được là bộ trọng số tốt nhất trên KD-Tree Random Forest và mô hình này được sử dụng tại pha phân lớp hình ảnh. Thuật toán 3 mô tả quá trình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forest theo cơ chế phiếu bầu với số phiếu cao nhất vì mỗi ảnh thu được nhiều kết quả phân lớp từ mỗi cấu trúc KD-Tree độc lập.

Thuật toán 3. Phân lớp ảnh bằng KD-Tree Forest Bagging và cơ chế phiếu bầu

1. **Input:** *vetor f_i of Image I; KD – Tree Random Forest đã huấn luyện*
2. **Output:** *Final class name of image I;*
3. **Function** CKDFV (*f_i , KD – Tree Random Forest*)
4. **Begin**
5. *Khởi tạo N KD – Tree Forest;*
6. *Foreach (KD – Tree[i] in KD – Tree Random Forest) do*
7. ;
8. *EndForeach;*
9. ;
10. **Return** *FinalClass(I);*
11. **End.**

3. Thực nghiệm

3.1. Môi trường và dữ liệu thực nghiệm

Để chứng minh tính đúng đắn của mô hình đề xuất, thực nghiệm được xây dựng trên nền tảng dotNET Framework 4.8, ngôn ngữ lập trình C#. Cấu hình máy tính của thực nghiệm pha kiểm thử: Intel(R) Core™ i7- 5200U, CPU 2,50GHz, RAM 16GB và hệ điều hành Windows 10 Professional. Cấu hình máy server dùng để huấn luyện mô hình phân lớp ảnh

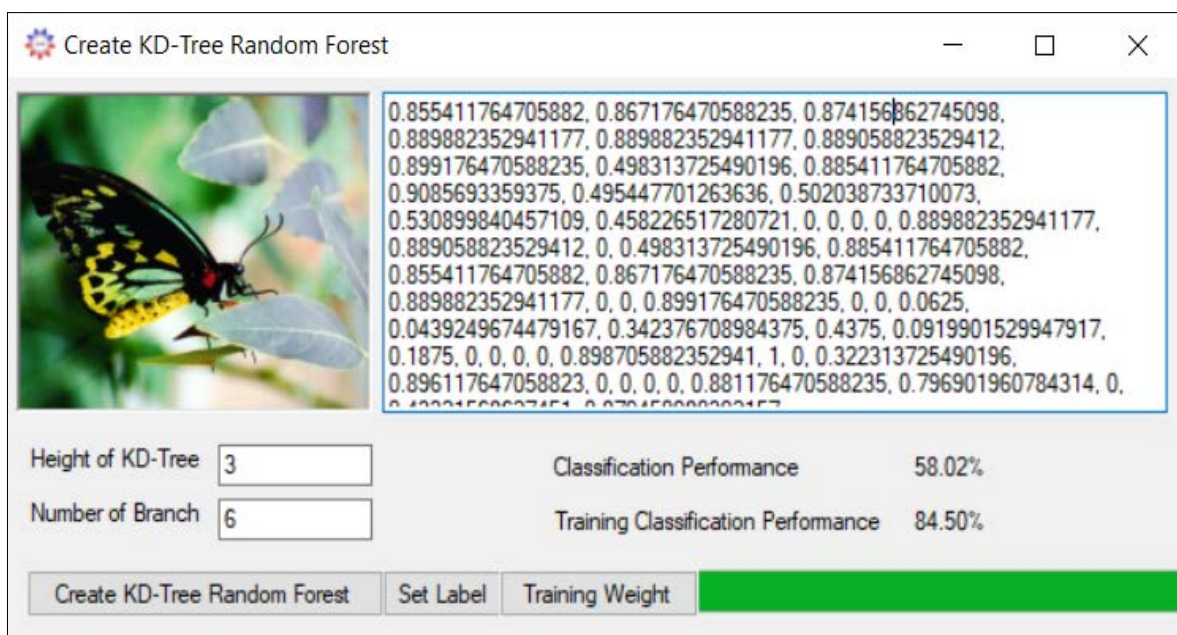
số dựa trên cấu trúc KD-Tree: CPU Xeon(R) Gold 6258R CPU 2.70Ghz, Ổ cứng SSD 1024GB, RAM 16GB, hệ điều hành Server Datacenter 2019.

Bảng 1. Mô tả phân chia bộ ảnh Caltech256 trong thực nghiệm

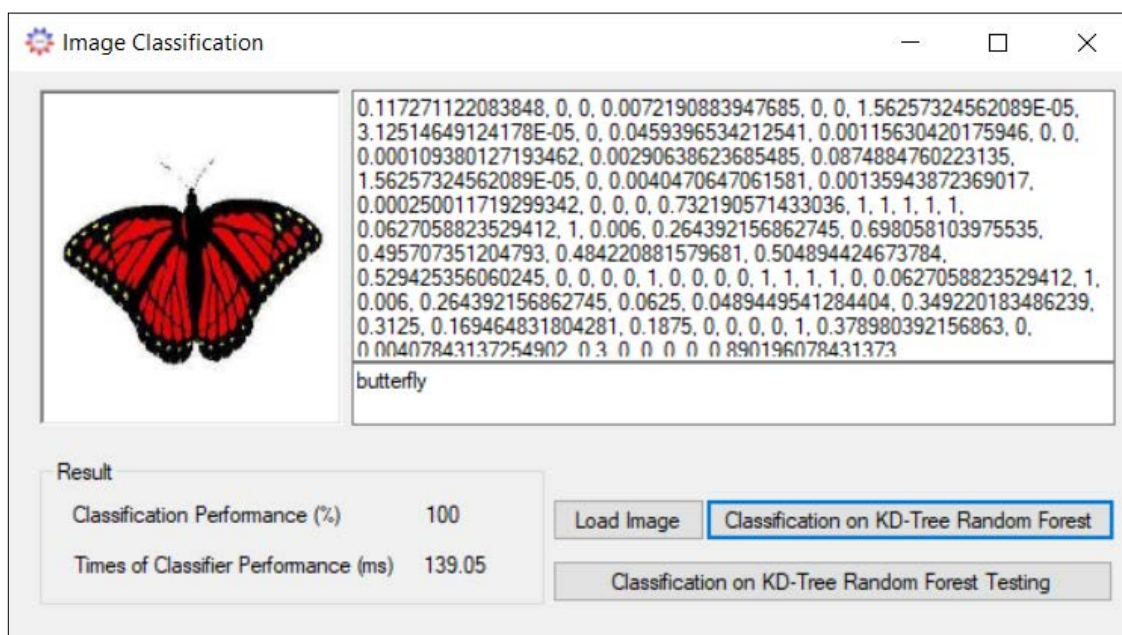
Tổng số ảnh	Số ảnh Training	Số ảnh Testing	Số phân lớp
30,607	21,424	9,183	257

3.2. Kết quả thực nghiệm và đánh giá

Thực nghiệm xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest theo phương pháp phân lớp được minh họa bởi Hình 3. Trong thực nghiệm này, bộ ảnh Caltech256 được xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest với chiều cao và số nhánh khác nhau để phù hợp với số phân lớp trên bộ ảnh này. Hình 3, minh họa thực nghiệm xây dựng KD-Tree Random Forest (Create KD-Tree Random Forest) trên bộ ảnh Caltech256 có 257 phân lớp nên chiều cao bằng 3 và số nhánh tối đa tại một node trên cây là 6. Sau khi xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest, thực hiện huấn luyện trọng số trên KD-Tree Random Forest để tính hiệu suất phân lớp ứng với bộ từng vector huấn luyện (Training Weight). Kết quả kiểm thử mô hình phân lớp ảnh số được minh họa bởi Hình 4.



Hình 3. Giao diện xây dựng KD-Tree Random Forest

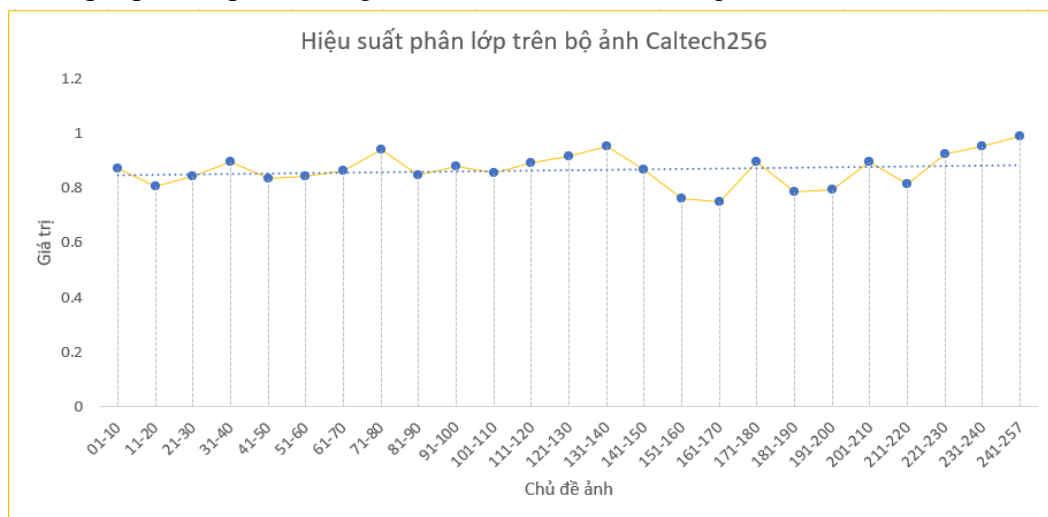


Hình 4. Kết quả phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forest

Bảng 2. Hiệu suất phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forest trên bộ ảnh Caltech256

Tập ảnh	Số ảnh kiểm thử	Số phân lớp	Hiệu suất phân lớp	Thời gian trung bình (ms)
Caltech256	9,183	257	0.8450	118.25

Kết quả phân lớp ảnh trung bình trên theo chủ đề trong bộ ảnh Caltech256 như sau:



Hình 5. Hiệu suất phân lớp trung bình theo chủ đề ảnh bộ Caltech256

Để minh chứng tính hiệu quả của mô hình truy vấn ảnh đã đề xuất; các kết quả này được so sánh với một số công trình cùng lĩnh vực trong những năm gần đây được thể hiện trong Bảng 3. Điều này cho thấy phương pháp phân lớp hình ảnh bằng cấu trúc KD-Tree Random Forest được đánh giá là khả thi và hiệu quả.

Bảng 3. So sánh hiệu suất truy vấn giữa các phương pháp trên bộ dữ liệu Caltech256

Công trình	Bộ dữ liệu	Phương pháp	Độ chính xác trung bình
Yu Zheng, et al. 2017 (Zheng, 2017)	Caltech256	Enhanced visual tree	0.6120
Qing Li, 2018, (Zheng, 2017)	Caltech256	k-NN	0.6890
CLKDF	Caltech256	KD-Tree Random Forest	0.8450

Mô hình phân lớp ảnh bằng KD-Tree Random Forest (**CLKDF**) mất một chi phí huấn luyện cấu trúc KD-Tree Random Forest là khá lớn; tuy nhiên, chi phí huấn luyện chỉ thực hiện một lượt ở pha tiền xử lí và sử dụng nhiều lần ở pha phân lớp ảnh. Bên cạnh đó Bảng 3 so sánh với các công trình khác cho thấy hiệu suất phân lớp ảnh thu được cao hơn các phương pháp khác cùng bộ dữ liệu bởi các lí do:

1) Mô hình **CLKDF** kết hợp nhiều cấu trúc KD-Tree phân lớp độc lập; mỗi cấu trúc KD-Tree được thực hiện phân lớp một lần cho mỗi hình ảnh đầu vào;

2) Mô hình **CLKDF** thực hiện huấn luyện bộ vector phân lớp nhiều lần cho mỗi cấu trúc KD-Tree;

3) Kết hợp kĩ thuật xây dựng KD-Tree Random Forest với kĩ thuật Bagging nên tính khách quan trong phân lớp hình ảnh khá cao, từ đó hiệu suất phân lớp ảnh tổng hợp được tốt hơn các phương pháp khác.

4. Kết luận và kiến nghị

Trong bài báo một mô hình phân lớp ảnh sử dụng cấu trúc KD-Tree Random Forest trong đó kết hợp nhiều cấu trúc KD-Tree nhằm nâng cao hiệu suất phân lớp ảnh. Một số thuật toán đề xuất bao gồm: xây dựng cấu trúc KD-Tree Random Forest; huấn luyện trọng số; phân lớp ảnh bằng cấu trúc KD-Tree Random Forest. Kết quả thực nghiệm về hiệu suất phân lớp ảnh trên bộ ảnh Caltech256 là **0.8450**; đồng thời phân tích và so sánh với một số công trình khác đã công bố trên cùng bộ ảnh thực nghiệm. Định hướng phát triển tiếp theo của chúng tôi là kết hợp một số kĩ thuật học máy vào KD-Tree Random Forest để nâng cao hiệu suất phân lớp ảnh và thực nghiệm trên các bộ ảnh thuộc các lĩnh vực khác đáp ứng nhu cầu người dùng.

- ❖ **Tuyên bố về quyền lợi:** Các tác giả xác nhận hoàn toàn không có xung đột về quyền lợi.
- ❖ **Lời cảm ơn:** Trân trọng cảm ơn Trường Đại học Sư phạm TPHCM; Khoa Công nghệ thông tin – Trường Đại học Khoa học – Đại học Huế đã góp ý chuyên môn cho nghiên cứu này. Chúng tôi xin trân trọng cảm ơn Trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm TPHCM, Trường THPT Chuyên Lê Quý Đôn, Bà Rịa – Vũng Tàu đã tạo điều kiện về cơ sở vật chất giúp chúng tôi hoàn thành bài nghiên cứu này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Amini, S., Homayouni, S., Safari, A., & Darvishsefat, A. A. (2018). Object-based classification of hyperspectral data using Random Forest algorithm. *Geo-spatial information science*, 21(2), 127-138.
- Chaganti, S. Y., Nanda, I., Pandi, K. R., Prudhvith, T. G., & Kumar, N. (2020). Image Classification using SVM and CNN. In *2020 International Conference on Computer Science, Engineering and Applications*, 1-5.
- Dang, Y., Jiang, N., Hu, H., Ji, Z., & Zhang, W. (2018). Image classification based on quantum K-Nearest-Neighbor algorithm. *Quantum Information Processing*, 17(9), 1-18.
- Dinh, N. T., & Le, T. M. (2022). An Improvement Method of Kd-Tree Using k-Means and k-NN for Semantic-Based Image Retrieval System. In *World Conference on Information Systems and Technologies*, 177-187.
- Hamreras, S., Boucheham, B., Molina-Cabello, M. A., Benitez-Rochel, R., & Lopez-Rubio, E. (2020). Content based image retrieval by ensembles of deep learning object classifiers. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 27(3), 317-331.
- Khotimah, W. N., et al. (2015). Tuna fish classification using decision tree algorithm and image processing method. *2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications*.
- Nayak, D. R., Dash, R., & Majhi, B. (2016). Brain MR image classification using two-dimensional discrete wavelet transform and AdaBoost with random forests. *Neurocomputing*, 177, 188-197.
- Nguyen, T. D., Van, T. T., & Le, M. T. (2021). A method of image classification base on kd-tree structure for semantic-based image retrieval system. *Proceedings of the National Conference on Basic Research and IT Applications (FAIR21)*.
- Nguyen, T. D., Van, T. T., & Le, M. T. (2021). Mot phuong phap phan lop tren cau truc KD-Tree cho bai toan tim kiem anh theo ngu nghia [A method of image classification based on KD-tree structure for semantic-based image retrieval system. *Proceedings of the National Conference on Fundamental and Applied IT Research (FAIR21)*.
- Ortac, G., & Ozcan, G. (2021). Comparative study of hyperspectral image classification by multidimensional Convolutional Neural Network approaches to improve accuracy. *Expert Systems with Applications*.
- Ouni, A. (2020). A machine learning approach for image retrieval tasks. *35th International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ)*. IEEE.
- Rashid, M., Khan, M. A., Alhaisoni, M., Wang, S. H., Naqvi, S. R., Rehman, A., & Saba, T. (2020). A sustainable deep learning framework for object recognition using multi-layers deep features fusion and selection. *Sustainability*, 12(12).
- Sawant Shrutika S., a. M. P. (2017). Semi-supervised techniques based hyper-spectral image classification: a survey. *Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)*.
- Wang, A., Wang, Y., & Chen, Y. (2019). Hyperspectral image classification based on convolutional neural network and random forest. *Remote sensing letters*, 10(11), 1086-1094.
- Xia, J., Ghamisi, P., Yokoya, N., & Iwasaki, A. (2017). Random forest ensembles and extended multiextinction profiles for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(1), 202-216.
- Zheng, Y., Fan, J., Zhang, J., & Gao, X. (2017). Hierarchical learning of multi-task sparse metrics for large-scale image classification. *Pattern Recognition*, 67, 97-109.

IMAGE CLASSIFICATION USING KD-TREE RANDOM FOREST*Nguyen Thi Dinh¹, Tran Thi Thanh Ha², Van The Thanh^{3*}**¹HCMC University of Food Industry, Ho Chi Minh City, Vietnam**²Le Quy Don High School For The Gifted Students, Ba Ria – Vung Tau, Vietnam**³Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam***Corresponding author: Van The Thanh – Email: thanhvt@hcmue.edu.vn**Received: October 11, 2022; Revised: November 03, 2022; Accepted: January 04, 2023***ABSTRACT**

This paper proposes a model of image classification based on a KD-Tree Random Forest structure. Each KD-Tree structure is used to classify multiple times for an input image according to the multi-layer classification model. The image classification process based on the KD-Tree Random Forest structure follows the method of building the KD-Tree Random Forest structure and training the classifier vector set. Therefore, image classification algorithms based on the KD-Tree Random Forest structure, a training set of classification vectors, and image classification models are proposed. Based on this theory, the experiment was built on the Clatech256 image set and compared with other works with the same data set to demonstrate the feasibility of the proposed method. the experimental results show that the approach is effective and can be applied to image classification systems in different fields.

Keywords: image classification; image classification performance; KD-Tree Random Forest; model of image classification