**Nén ảnh bằng DCT (Discrete Cosin Transform: Biến đổi cosin rời rạc) hai chiều và Nội suy Bình phương Nhỏ nhất**

Tóm tắt Bài báo này giới thiệu một phương pháp nén ảnh mới sử dụng sự kết hợp của phép biến đổi cosin rời rạc và phương pháp nội suy bình phương nhỏ nhất. Được trình bày là sự phân tích về nền tảng toán học, phác thảo của cách tiếp cận, tính phức tạp, mã giả và giải thích về cách triển khai thuật toán cho các ứng dụng yêu cầu các bit được mã hóa là các luồng nhị phân. Sau đó, chúng tôi cung cấp kết quả, bao gồm cả so sánh với nhiều tác phẩm được xuất bản gần đây. Kết quả cho thấy sự tiến bộ và hiệu quả tích cực của cách tiếp cận mới về khả năng so sánh với các công trình khác và khả năng ứng dụng trong các ứng dụng thời gian thực.

1. **Giới thiệu**

Những tiến bộ về công nghệ và nghiên cứu đòi hỏi sự phát triển không ngừng trong xử lý hình ảnh. Trong hai thập kỷ qua, những tiến bộ trong xử lý tín hiệu và truyền thông đã cho phép phát triển nhanh chóng và rộng khắp trong lĩnh vực xử lý hình ảnh. Hầu hết các ứng dụng bắt nguồn từ nghiên cứu xử lý hình ảnh đã kích hoạt các nhà nghiên cứu khám phá, phát minh, phát triển và áp dụng các kỹ thuật toán học vào xử lý âm thanh, hình ảnh và video. Đặc biệt, chúng tôi tập trung vào các kỹ thuật nội suy. Trong tài liệu, có rất nhiều bài báo như [1, 6, 8, 9, 15–17, 19] sử dụng phương pháp nội suy. Trong [1] Phép nội suy dựa trên Wavelet có hỗ trợ cạnh (EAWI) được sử dụng để áp dụng hình ảnh được bảo toàn. Các bài báo [8, 9] chứa Nội suy Lagrange như một phương pháp mã hóa sửa lỗi cho hình ảnh và phương pháp nội suy khung tương ứng. Trong [15], tác giả đã đề xuất một phương pháp nén ảnh khác sử dụng phép nội suy. Một thuật toán dựa trên phân cực liên để tính toán độ dài đường cong đã được đề xuất trong [16] để sử dụng với hình ảnh. Trong [19] Phương pháp nội suy đường khối khối được sử dụng như một kỹ thuật Mã hóa / Giải mã (CODEC) cho hình ảnh, trong khi [17], các CODEC âm thanh được tác giả giới thiệu dựa trên Phương pháp Nội suy Hình vuông Nhỏ nhất (LSM), được mở rộng trong bài báo này như một phương pháp nén hình ảnh. Các thử nghiệm khác đã được tìm thấy trong tài liệu sử dụng các kỹ thuật toán học trực tiếp hoặc gián tiếp để tiếp cận các con đường mới để nén hình ảnh.

Một số thử nghiệm này liên quan đến các phương pháp Wavelet như [2, 3, 10, 12] hoặc các phương pháp khác như [4, 5, 7, 11, 13, 14, 18, 20, 21].

Bài báo này giới thiệu một phương pháp nén hình ảnh phụ thuộc vào biến đổi Cosin rời rạc hai chiều (DCT) và LSM một chiều . Trong khi nhà nghiên cứu ở [17] đã có thể chứng minh rằng LSM đủ để tiếp cận các CODEC âm thanh dẫn đến tỷ lệ nén cạnh tranh, bài báo này mở rộng LSM bằng cách hợp nhất nó với DCT để có tỷ lệ nén hình ảnh có chất lượng cao. Kết quả của bài báo này được so sánh với kết quả được công bố trong [1, 2, 12, 13, 15, 19, 20]. Khi so sánh với các công trình đã xuất bản của thập kỷ trước, kết quả cho thấy một lượng tiến bộ đầy hứa hẹn. Những so sánh này được thảo luận trong bài báo, đặc biệt là so sánh với các kỹ thuật dựa trên nội suy như được trình bày trong phần kết quả.

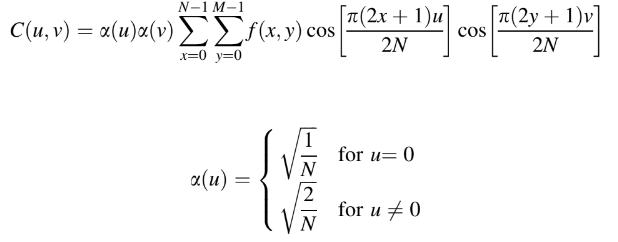
1. **Phương pháp luận**

Trong phần này, cả nền tảng toán học và đường viền để sử dụng nó trong ứng dụng nén ảnh của chúng tôi đều được giải thích.

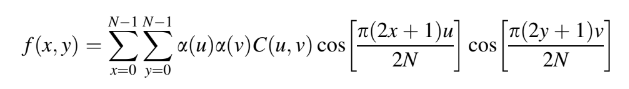
**2.1 Nền tảng toán học**

Hai phương pháp chính được sử dụng trong cách tiếp cận của chúng tôi. Cái đầu tiên là DCT trong không gian hai chiều. Cái thứ hai là LSM trong không gian một chiều.

Đối với một hình ảnh nhất định có kích thước N x M pixel, DCT có thể được áp dụng để ánh xạ hình ảnh (hình vuông) vào miền tần số. Ánh xạ sử dụng công thức (xem [22] để biết thêm chi tiết về công thức và cách triển khai),



Hàm f(x,y) là viết tắt của các giá trị số nguyên cho pixel. Sau khi áp dụng DCT, hàm C (u, v) là viết tắt của các giá trị được ánh xạ tương ứng của các pixel. Cặp (x, y) định vị bất kỳ giá trị pixel nào trong miền thời gian, trong khi cặp (x,y) là định vị giá trị được ánh xạ của pixel trong miền tần số. Biến đổi nghịch đảo được đưa ra bởi công thức (xem [23] để biết thêm chi tiết về công thức và cách triển khai),

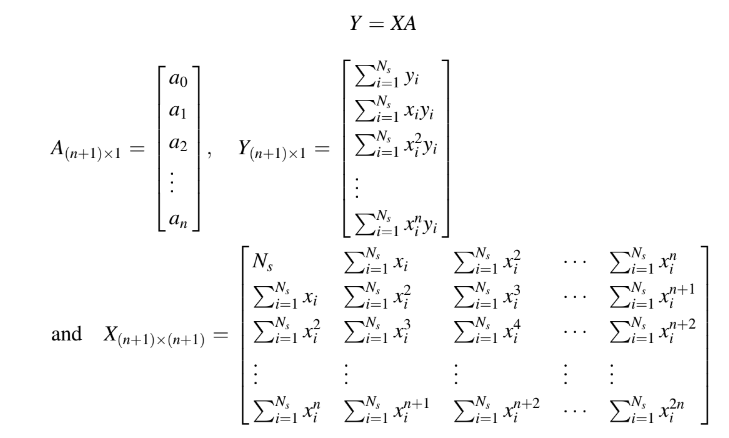


Việc áp dụng DCT vào xử lý ảnh là cơ sở của nhiều kỹ thuật tiêu chuẩn trong tài liệu, đặc biệt là đối với các phương pháp nén. Nhiều tài liệu tham khảo mà chúng tôi trích dẫn đã sử dụng DCT. Ngoài ra, nhiều phương pháp CODEC hình ảnh khác sử dụng nó, chẳng hạn như nhịp điệu thuật toán dựa trên JPEG. Sau khi áp dụng DCT, chúng ta có thể loại bỏ các khối của ma trận kết quả đại diện cho các tần số không cần thiết. Trong cách tiếp cận của chúng tôi, chúng tôi chỉ giữ một khối nhỏ của ma trận kết quả ở góc trên bên trái đại diện cho các tần số quan trọng nhất của hình ảnh. Khối này là một số tỷ lệ của kích thước toàn bộ ma trận. Xác định kích thước của khối là một phần của thuật toán chúng tôi sử dụng và là một yếu tố trong việc xác định tỷ lệ nén được nhắm mục tiêu.

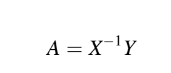
Đối với một hàng dữ liệu y nhất định, LSM có thể được áp dụng để tạo đa thức bậc n phù hợp (gần đúng) với dữ liệu hàng có lỗi bình phương nhỏ nhất, sao cho,



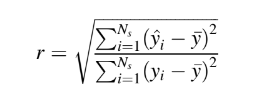
Chúng tôi lưu ý rằng y là một vectơ (dữ liệu hàng của các giá trị pixel có độ dài N). Chúng tôi đặt các giá trị của x là bất kỳ dữ liệu hàng nào đã chọn, chẳng hạn như 1, 2, 3 ... Ns Sau đó ta tìm được a0; a1; a2 ... an bằng cách giải hệ phương trình tuyến tính. Số thứ nguyên của y lớn hơn hoặc bằng n + 1. Hệ thống được biểu diễn dưới dạng ma trận như sau,



Và :



Để đánh giá mô hình, chúng tôi xác định giá trị r (hệ số xác định) để làm rõ sự phù hợp của đa thức được đề xuất tương ứng với các giá trị dữ liệu hàng (giá trị pixel),



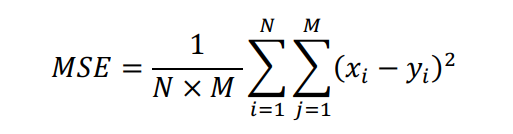
trong đó ŷi là giá trị y lý thuyết tương ứng với xi (được tính thông qua đa thức) và ȳ là giá trị trung bình của tất cả các giá trị y thực nghiệm (y-values). Bất cứ khi nào *r*% có xu hướng là 100, thì không có lỗi nào xuất hiện. Giá trị này giúp chúng tôi đánh giá liệu đa thức được đề xuất có đại diện cho dữ liệu pixel một cách hiệu quả hay không.

**2.2 . Sơ lược chung về sự tiếp cận**

Mặc dù chúng ta cân nhắc rằng hình ảnh màu xám cho sự tiếp cận này, nó có thể được mở rộng thành bức ảnh có màu.

Hình 1 cho thấy 9 hình hảnh mà chúng ta đang thử nghiệm trên tờ giấy này. Mỗi hình ảnh đã được đánh số để định dạng cho chúng xuyên suốt trong ví dụ này. Trong ví dụ này, công thức chuyển Tín hiệu đỉnh ( Peak Signal) sang Tỉ lệ âm thanh ( PSNR) được cho như sau :

PSNR (db) = 10log­10(2552/MSE)

Trong đó,

Và nó được sử dụng để biểu thị cho chất lượng của kết quả được nhắc đến trong tờ trích dẫn. Trong quá trình tiếp cận của chúng ta, có 2 nguồn nén. Một nguồn tới từ LSM ( CRLSM(bpp)) và nguồn thứ 2 tới từ DCT(CRDCT­(bpp)). Vì vậy, tỉ lệ nén cuối cùng cho ảnh cỡ NxM được cho bởi :



Trong phần tiếp theo, một mã giả đã được đưa ra để phác lên việc thực hiện của sự tiếp cận. Thuật toán của chúng ta áp dùng DCT cho 1 bức ảnh cỡ N x M. Một khối N1 x M1 ở góc trên cùng bên trái của ma trận kết quả đã bị cắt đi, với N­1 < N và M1 < M. Sau đó chúng ta áp dụng nghịch đảo DCT đối với khối N1 x M1, dẫn đến một khối N1 x M1 khác trong máy chủ thời gian. Đối với một Ns được chỉ định ( số lượng các mẫu ) trong mỗi hàng của khối LSM này được áp dụng. Hệ số của đa thức được lượng tử hóa để được lưu trữ/ truyền đi trong một dòng các dãy nhị phân. Kích cỡ của ma trận này là N2 x M2. Để có được CR­LSM , chúng ta cần n+1 < NS.

Chúng ta cần phải chú ý rằng CRDCT = (N1 x M1)/(NxM) , CRLSM = (N2 x M2)/(N1 x M1), và cuối cùng CR = CRLSM x CRDCT = (N2 x M2)/(NxM). Với những số bit đã được cho sẵn, thứ mà đại diện cho mỗi pixel (bpp), chúng ta tính toán CR(bpp) = CR x bpp. Với những bức ảnh đã được thử nghiệm trong ví dụ này, bpp = 8.

Để có thể khôi phục được bức ảnh, việc mã hóa được đảo ngược lại. Chúng ta sử dụng những hệ số được lượng tử hóa của các đã thức để sinh ra những hàng N1 x M1. Sau đó DCT được áp dụng cho ma trận này. Chúng ta thêm những số 0 vào ma trận N1 x M1 trong máy chủ tần suất, để kích cỡ trở thành N x M. Bức ảnh sau đó được khôi phục bằng các áp dụng thuật toán DCT đảo ngược cho ma trận này.

**3. Thảo luận và giải thích thuật toán**

**3.1. Mã giả**

Mã nén :

Đầu vào : Kích cỡ của ảnh N x M. CRDCT, CRLSM, n, bpp

Bước 1: Đọc bức ảnh N x M như một mảng các pixel ( Giá trị số nguyên )

Bước 2: Áp dụng 2-dim DCT lên bức ảnh sử dụng Eq(1)

Bước 3: Giải phóng những tần số không rõ ràng và sử dụng CRDCT để ghi đè lên bức ảnh ban đầu bằng N1 x M1.

Bước 4 : Áp dụng nghịch đảo 2-dim DCT trên bức ảnh Eq(2)

Bước 5: Sử dụng CRLSM­ và n để tính toán NS

Bước 6: Đối với mỗi hàng trong bức ảnh và đối với mỗi N­S trong mỗi hàng, áp dụng nth thứ tự LSM.

Bước 7: Lưu lại những lượng tử của LSM trong mảng N­1 x M2 với {a0} và {a1} ở 2 cột khác nhau.

Bước 8: Chuyển đổi giá trị dấu phẩy động thành số nguyên và ghi đè {a0} và {a1}

Bước 9: Chuyển các giá trị thường xuyên nhất của hệ số đầu tiên và hệ số thứ hai thành số không tương ứng và lưu phần bù.

Bước 10: Giới hạn hệ số đầu tiên thành bit bpp-1, hệ số thứ hai thành bpp + 1 bit và lưu các hệ số

Đầu ra: Mảng các hệ số LSM đã lượng tử hóa sẵn sàng được biểu diễn bằng các luồng nhị phân.

Mã giải nén:

Đầu vào : Mảng có kích cỡ N2xM2 của những hệ số lượng tử hóa LSM, sẵn sàng để được trình bày bằng dãy các số nhị phân.

Bước 1: Đọc hệ số đã được nén N2 x M2

Bước 2: Ước lượng giá trị của các đa thức từ những hệ số được phục hồi N1 x M1

Bước 3: Áp dụng 2-dim DCT trên bức ảnh N1 x M1

Bước 4: Thêm các số 0 và máy chủ tần số của bức ảnh để mở rộng nó tới N x M

Bước 5: Áp dụng nghịch đảo 2-dim DCT trên bức ảnh

Bước 6: Áp dụng khử Gaussian để tăng độ phân giải của ảnh ( tùy chọn )

Đầu ra : Phục hồi ảnh ban đầu NxM với thuật toán đã yêu cầu ( CRDCT x CRLSM)

**3.2 LMS cần DCT cho Compression Ratio ( dịch là tỷ lệ nén ) (CR) có sức cạnh tranh**

Trong **Eisa**, LMS đã là đủ để nhận được chất lượng nén âm thanh tốt. Mặc dù áp dụng LMS cho hình ảnh là ý tưởng ban đầu và cho kết quả có chất lượng tốt, thế nhưng CRs không đủ cạnh tranh khi so sánh với phần lớn các công trình được công bố gần nhất. **Figure 2** biểu diễn một bức ảnh được xử lý với việc sử dụng LMS mà không có DCT. Sự chính xác và chất lượng của kết quả khác biệt 1 cách rõ ràng khi so sánh với kết quả được sử dụng cả LMS và DCT (**Fig. 3**). Ngoài ra, để củng cố lập luận này, chúng tôi đã áp dụng LMS cùng DCT và không cùng DCT với tất cả các hình của chúng tôi với CRs khác nhau. Kết quả được tóm tắt trong **Table 1**. Chúng tôi nhận thấy rằng không có trường hợp đơn lẻ nào sử dụng chỉ LSM mà cho kết quả tốt hơn, trong khi điều ngược lại thì đúng.

Để thử xem có cách nào để cải thiện LMS một cách đáng kể không, chúng tôi đã thực hiện các thử nghiệm LMS khác nhau mà không có DCT, như là LSM 2 chiều(phù hợp bề mặt). Và kết quả rất sát sao. Chúng chỉ tốt hơn 1 chút so với LMS 2 chiều, nhưng phức tạp hơn nhiều. Ví dụ, Lena được xử lý bằng LSM với cả CR = 2.67 bpp, PSNR 1 chiều bậc 1 là xấp xỉ 31, trong khi PSNR 2 chiều bậc 1 là xấp xỉ 32, sự khác biệt có thể thấy được về chất lượng là không có. Ngoài ra, chúng tôi cân nhắc việc nghiên cứu LMS với cùng CR nhưng khác nhau về bậc đa thức và kết quả cũng cho thấy rằng không có sự khác biệt về chất lượng hoặc thậm chí là chất lượng thấp hơn với những bậc cao hơn trong khi nhiều hệ số đa thức bị bóp méo bởi việc quantized. Như 1 hệ quả của điều này, chúng tôi xem xét việc thực hiện LMS 1 chiều với bậc đa thức cố định để ít phức tạp hơn và dễ tính toán hơn.

**3.3 Tạo ra luồng nhị phân (Production of Binary Streams)**

Ma trận cuối cùng được lưu lại hoặc chuyển đi phải bao gồm 1 giá trị phạm vi nguyên giống với các pixels để cho phép thực hiện 1 chuyển sang các binary streams ( dịch là : luồng nhị phân ). CR được tính toán bằng giá trị bpp mới. 1 cách tối ưu là giá trị nguyên tối thiểu của việc quantized để nhận được các giá trị quantized nhất quán của đa thức bậc 1. Chúng tôi chuyển đổi các số nguyên có tần số cao nhất thành 0 và phân bổ các số nguyên khác quanh số 0. Chúng tôi nhận ra rằng phần lớn các số nguyên của {a0} và {a1} trong các phân phối là khác nhau, sao cho a0 cần ít bpp hơn a1 được biểu diễn. Để làm rõ hơn, hãy để zimage là bpp cho hình được test. Trong ma trận hệ số đa thức, cột của hệ số a0 có thể được biểu diễn bởi (zimage – 1) bpp. Các cột khác biểu diễn cho số hạng bậc nhất a1 có thể được biểu diễn bằng (zimage + 1) bpp. Như 1 ví dụ trong các thử nghiệm của bài báo này, zimage = 8 bpp, a0 có thể được biểu diễn bằng 7 bpp và a1 có thể được biểu diễn bằng 9 bpp. Figure 4 và 5 biểu diễn các phân phối của a0 và a1 cho hình Lena.

**3.4 Tính toán độ phức tạp (Complexity Computation)**

Cả thuật toán mã hoá và giải mã, đều bao gồm 2 phần, được thảo luận trong phần này. Bên trong các phần mã hoá và giải mã (coding and encoding part), chúng ta có DCT 2 chiều, thuật toán nghịch đảo DCT, và và chuỗi triển khai LSM 1 chiều. Để đơn giản, và vì tất cả các hình được test ở trong bài báo là hình vuông, chúng tôi giả sử rằng N = M, N1 = M1, N2 = M2. Bằng cách nhìn vào **Eqs. (1, 2)**, và như được tìm thấy trong tài liệu, sự khai triển của các phương trình sử dụng 4 vòng lặp “for”, vì vậy độ phức tạp là O(N4) cho ma trận N x N. Nó cũng được biết đến trong tài liệu thuật toán dựa trên DCT, như là JPEG, DCT 1 chiều có độ phức tạp O(N2) có thể được sử dụng bằng cách chạy 2N lần để có DCT 2 chiều, vì vậy, độ phức tạp có thể được giảm xuống còn O(N3). Thậm chí O(N2) DCT 1 chiều có thể được thay thể bởi 1 nhân tố tương tự để có 1 Fast Fourier Transform ( dịch là chuyển đổi Fourier nhanh ) có độ phức tạp là O(NlogN), vì vậy độ phức tạp tổng hợp của DCT 2 chiều có thể giảm xuống còn O(N2logN). Thuật toán nghịch đảo có độ cùng độ phức tạp. Đối với LSM, nó được áp dụng lần với mỗi hàng trong ma trận N1xN1. Sự phức tạp của của 1 triển khai LMS là tích x (N1) để có được sự phức tạp của toàn bộ chuỗi triển khai LMS để bao trùm toàn bộ ma trận N1 x N1. Bằng cách nhìn vào **Eqs. (3, 4)** và dựa vào bất kỳ tài liệu đại số tuyến tính số nâng cao nào, ta biết rằng đối với 1 triển khai LSM, chúng ta có ưu thế về độ phức tạp trong giải quyết các vấn đề hệ thống, như được thấy trong **Eq. (5)** và nó là O((n+1)2Ns). Vì vậy độ phức tạp của toàn bộ chuỗi triển khai LSM là O(N12(n+1)2). Tổng hợp độ phức tạp phần coding của thuật toán được nêu ra như sau:

* DCT 2 chiều cho ma trận N x N, O(N2logN)
* Nghịch đảo DCT 2 chiều cho ma trận, O(N12logN1)
* LSM cho ma trận N­1 x N­1­, O(N12(n+1)2).

Toàn bộ độ phức tạp phần giải mã (encoding) ( khôi phục ) của thuật toán được nêu ra như sau:

* Thực thi bằng cách khôi phục các giá trị phù hợp từ các hệ số LSM, O(N12)
* DCT 2 chiều cho ma trận N­1 x N­1­, O(N12logN1)
* Nghịch đảo DCT 2 chiều cho ma trận N x N, O(N2logN)
* Áp dụng bộ lọc ( không bắt buộc )

Vì độ phức tạp trong toán tử O chính xác hơn, khi N tiến tới vô hạn, chúng ta thấy rằng với ảnh 512x512, như là ảnh chúng ta đang test, độ phức tạp của phần giải nén nhiều hơn phần nén trong LSM. Đó là bởi vì 512 là không đủ lớn để có thời gian xử lý gần/giống với khai triển LSM ( trong phần nén ) và chỉ thay thế trở lại các giá trị ( trong phần giải nén ). Thêm nữa, có sự khác biệt lớn giữa O(N12(n+1)2) và O(N12) trong phần mã nén (compression coding) và mã giải nén (decompression coding) tương đương. Với tất cả các nguyên nhân này, việc giải nén của thuật toán này nhanh hơn rõ rệt khi so sánh với việc nén. Từ những thử nghiệm của chúng ta, như được biểu diễn trong **Fig. 6**, thời gian xử lý cho 1 bộ xử lý phổ biến (laptop) và bằng Matlab đề xuất các ứng dụng thời gian thực cho cách tiếp cận được đề xuất trong bài bnáo này

**4. Kết quả**

Hình 3, 7, 8 và 9 mô tả kết quả đồ họa và hình ảnh cho thuật toán và cách tiếp cận của chúng tôi.Hình 3, 7 và 8 cho thấy Lena, Mandrill và House là những hình ảnh được phục hồi hoàn toàn với CR khác nhau. Hình 9 trình bày tóm tắt các thử nghiệm khác nhau sử dụng 9 hình ảnh và hiển thị các PSNR tương ứng của chúng. Khi các thử nghiệm này được so sánh với các tài liệu mới nhất, chúng tôi nhận thấy PSNR cạnh tranh cho CR cao. Bằng cách xem lại Hình 9, có thể thấy rằng PSNR thành công nhất của chúng tôi có thể được nhìn thấy trong House (Hình 3, Hình 8), cho thấy chất lượng qua các CR khác nhau được thử nghiệm.

Bằng cách nhìn vào Hình 9, chúng ta nhận thấy rằng đối với tất cả các hình ảnh, PSNR giảm khi giảm bpp. Tuy nhiên, nó không phải là trường hợp của Hình ảnh 7 và một phần Hình ảnh 8. Chúng tôi nghĩ rằng lý do là sự không nhất quán liên quan đến việc lượng tử hóa các hệ số đa thức LSM (Sect cũ. 3.3). Chúng tôi có thể tranh luận rằng LSM cho độ chính xác tốt hơn và do đó ít lỗi hơn đối với CRLSM lớn hơn. Điều này đúng với các hệ số không lượng tử của LSM; tuy nhiên, quá trình lượng tử hóa trong trường hợp của chúng tôi là một quá trình xác suất, không có gì đảm bảo rằng LSM sẽ có sự nhất quán trong lỗi của nó. Điều này là do quá trình lượng tử hóa của chúng tôi dựa trên quá trình tìm kiếm sự kết hợp lượng tử hóa tốt hơn cho phép tạo ra các luồng nhị phân. Và nó không phải là một quá trình được xác định.

Bảng 3 minh họa sự so sánh giữa phương pháp của chúng tôi và các phương pháp có sẵn thông qua các kết quả được công bố gần đây. Mặc dù Lena (Hình 6, Hình 3) không phải là PSNR tốt nhất của chúng tôi so với các hình ảnh được thử nghiệm khác của chúng tôi như trong Hình 9, Lena vẫn cao hơn chủ yếu trong PSNR khi so sánh với phần lớn các tác phẩm đã xuất bản. So sánh các phương pháp dựa trên nội suy với kết quả của chúng tôi cho thấy một tiến bộ đáng kể đối với PSNR.

Hình 10 trình bày là bản in của Hình 7 cho các CR khác nhau và PSNR tương ứng của chúng bằng các thuật toán khác nhau. Như chúng tôi nhận thấy, nhiều bài báo được trích dẫn trong Bảng 3 đã sử dụng JPEG, JPEG 2000 và SPHIT hoặc trực tiếp hoặc gián tiếp như [12, 19, 20]. Đây là lý do tại sao chúng tôi muốn có Hình 10 cung cấp bản in cho phương pháp được đề xuất của chúng tôi, JPEG, JPEG 2000 và SPHIT. Chúng tôi quan sát thấy rằng trong Hình 10, chúng tôi thấy phương pháp được đề xuất nói chung hoạt động tốt hơn JPEG và JPEG 2000, nhưng đây không phải là trường hợp của SPHIT. Quan sát này rất thú vị vì chúng ta có thể nhận thấy rằng phương pháp được đề xuất có PSNR cao hơn so với các phương pháp sử dụng SPHIT trực tiếp hoặc gián tiếp, như được trình bày trong Bảng 3 (giải thích bằng chi tiết trong đoạn trước). Trường hợp của Hình ảnh 7 (Mindrill) cho thấy rằng SPHIT trong một số trường hợp có thể luôn tốt hơn phương pháp được đề xuất. Chúng ta có thể mong đợi điều đó xảy ra trong quá trình nén hình ảnh nói chung, nhưng trường hợp của Hình ảnh 7 có thể kích hoạt thêm nghiên cứu để tìm xem liệu có tính năng hoặc phân đoạn nào trong một số hình ảnh khiến phương pháp đề xuất mất một phần hiệu quả hay không, cụ thể hơn là đối với SHPIT và các phương pháp phụ thuộc vào nó.

Nghiên cứu được trình bày trong bài báo [1] báo cáo rằng phương pháp EAWI cho thấy hiệu suất trên mỗi dạng tốt hơn khi so sánh với phương pháp Bi-Cubic và Spline. Phương pháp được gửi trước ở đây tốt hơn EAWI và như vậy, phương pháp Bi-Cubic và Spline. Ngoài ra, một số so sánh trong Bảng 3 là CR của phương pháp không mất dữ liệu (không phải dữ liệu lượng tử hóa)

**5. Kết luận và định hướng phát triển**

Trong bài báo này, chúng tôi đã giới thiệu một cách tiếp cận mới để nén hình ảnh. Cách tiếp cận sử dụng DCT hai chiều và LSM một chiều. Thuật toán đề xuất của chúng tôi có khả năng mã hóa hình ảnh để nó có thể được lưu trữ / truyền dưới dạng các luồng nhị phân. Mã giả và giải thích đầy đủ về các bước của thuật toán đã được cung cấp trong bài báo này. Các tính toán phức tạp cùng với kết quả từ thử nghiệm giải nén hình ảnh cho thấy khả năng phương pháp này có thể được sử dụng trong các ứng dụng thời gian thực. So sánh cho thấy sự tiến bộ đáng kể, đặc biệt là khi so sánh với nghiên cứu về các phương pháp nội suy. Sự cải tiến đáng kể mà LSM đã thể hiện khi hợp nhất với DCT sẽ mở ra nhiều cơ hội nghiên cứu và ứng dụng thời gian thực trong tương lai. Với cách tiếp cận này, chúng ta có thể thấy khả năng mở rộng các kỹ thuật dựa trên DCT / nội suy. Chúng tôi dự đoán các công việc trong tương lai sẽ sử dụng kết quả làm cơ sở để mở rộng.

* Dưới đây là bảng và hình ảnh

