社団法人　電子情報通信学会
THE INSTITUTE OF ELECTRONICS,
INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

信学技報
TECHNICAL REPORT OF IEICE.

ディープラーニングを用いたJPEG 2000コードストリームレベルでの類似画像検索法

菅原　佑介† 　渡邊　　修†† 　塩田　さやか† 　貴家　仁志†

† 首都大学東京システムデザイン研究科 〒191-0065 東京都日野市旭ヶ丘6-6
†† 拓殖大学工学部電子システム工学科 〒193-0985 東京都八王子市館町 815-1
E-mail: †sugawara-yusuke@ed.tmu.ac.jp, ††owatanab@es.takushoku-u.ac.jp, †††{sayaka,kiya}@tmu.ac.jp

あらまし　本稿では, ディープラーニングを用いた,JPEG 2000 符号化画像を対象とするコードストリームレベルでの類似画像検索法を提案する. 提案法は, あらかじめ類似した画像間で同一のラベルが付加された JPEG 2000 符号化画像で構成されているデータベースから, JPEG 2000 で圧縮されたクエリ画像と類似した画像をコードストリームレベルで検索することを目的とする. 提案法は, 特徴量をコードストリームレベルで抽出可能であるため, 画像を復号することなく類似画像検索を行うことが可能である. 先行研究では, コードストリームレベルで抽出される特徴量を用いた類似画像検索が提案されている. しかし, それらは, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像に対する検索において, 検索精度が十分でないという問題があった. 提案法では, ディープラーニングを用いることにより, 従来法と比べ, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像に対しても, データベース中に同一の画像が存在するクエリ画像と近い精度で検索することを可能とする. シーン検索のシミュレーションにより, 提案法と従来法を比較し, 提案法の有効性を確認する.

キーワード　JPEG 2000, ディープラーニング, 画像検索

Image retrieval in JPEG 2000 codestream domain by a deep learning approach

Yusuke SUGAWARA†, Osamu WATANABE††, Sayaka SHIOTA†, and Hitoshi KIYA†

† Faculty of System Design, Tokyo Metropolitan University 6-6, Asahigaoka, Hino-shi, Tokyo, 191-0065 Japan
†† Takushoku University, Dpet. of Electronics & Computer Systems, 815-1, Tatemachi, Hachioji-shi, Tokyo, Japan
E-mail: †sugawara-yusuke@ed.tmu.ac.jp, ††owatanab@es.takushoku-u.ac.jp, †††{sayaka,kiya}@tmu.ac.jp

Abstract　A codestream-level image retrieval scheme for JPEG 2000 images by using a deep learning approach is proposed in this article. The aim is to retrieve similar images to a query image compressed with the JPEG 2000 standard, from a database in which JPEG 2000 images are labeled according to the similarity among images. The proposed retrieval scheme can be performed without JPEG 2000 decoding images because the features used in the image retrieval can be directly extracted from JPEG 2000 codestream. In previous research, a codestram-level retrieval scheme has been studied for JPEG 2000 images. However, it does not have enough retrieval accuracy, when there are no query images in the database. The proposed method can improve the retrieval accuracy. A number of simulations are carried out to confirm the effectiveness of the proposed scheme.

Key words　JPEG 2000, Deep Learning, Image Retrieval

1. ま え が き

インターネットやマルチメディアシステムの発展に伴い画像のデータ量は増加している. これに伴い, 大量の画像データの中から所望の画像を検索する技術が求められる. 画像検索は大きく TBIR(Text-Based Image Retrieval) [1] と CBIR(Content-Based Image Retrieval) [2] の 2 種類に分けられる. TBIR とは画像に対応したテキスト情報から検索を行う手法であり, 広く利用されている. 一方,CBIR は画像の特徴量に基づいて検索を行う手法である. TBIR は, 検索に用いるテキスト情報が検索者の主観によって変化してしまい, テキスト情報によっては効率的な検索ができなくなるとうい問題がある. CBIR は, 検索者の

主観の影響を受けにくく,TBIR のような問題が発生しない. 本提案法は,CBIR に属する.

画像符号化の国際標準である JPEG 2000 方式 [3] は,JPEG 方式に比べて高い圧縮効率を有し, 可逆圧縮や 8 ビット以上のビット深度への対応といった多くの機能を備えている. また,DCI(Digital Cinema Initiatives) [4] によってディジタルシネマの標準符号化方式として採用されている. シネマコンテンツに代表されるように, 膨大な高精細画像が JPEG 2000 によって圧縮され, 蓄積されており, それら大量の画像データに対する効率的な画像検索法が求められている. 圧縮された画像に対して検索を行うには, 一般的に復号が必要であるが, 復号は計算コストが大きく, 画像データの安全性を損なうなどの問題がある. また, セキュリティの観点からも復号することは好ましくない. そのため, 復号を必要としないコードストリームレベルでの検索や同定の技術が求められる. このような研究背景から,JPEG 2000 符号化画像を対象とした画像同定法 [5]〜[7] が研究されている. これらの手法は,JPEG 2000 コードストリームのパケットヘッダより抽出されるゼロビットプレーン数を特徴量として用いることで同定処理をコードストリームレベルで実行可能である. また, パケットボディを選択的に暗号化することで画像を保護する暗号化手法 [8]〜[11] を考慮した画像同定法 [12] が提案されている. しかし, これらの手法は原画像が同一の画像を検出することを対象としており, 原画像と類似した画像の検索には対応していない.

一方, 先行研究として JPEG 2000 コードストリームレベルでの類似画像検索法 [13] が提案されている. 従来法では, コードストリームのパケットヘッダより抽出されるゼロビットプレーン数を特徴量として用いる. 特徴量から推定画像を生成し, それらから計算した triple feature [14] を基に検索を行う. 従来法は, コードストリームレベルで類似画像を検索することが可能である. しかしながら, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像に対する検索において, 検索精度が十分でないという問題があった.

本稿では, ディープラーニングを用いた,JPEG 2000 符号化画像を対象とするコードストリームレベルでの類似画像検索法を提案する. 提案法では, 従来法と同様に JPEG 2000 コードストリームより抽出されるゼロビットプレーン数を特徴量として用いる. 特徴量より生成した画像データに対してディープラーニングを用いることで, 従来法と同様にコードストリームレベルで類似画像を検索することが可能である. 提案法は, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像に対して従来法より高精度な検索が可能であることを示す.

2. 準　　備

2.1 JPEG 2000

ここでは,JPEG 2000 で用いられるビットプレーン構造について要約する. 図 1 は,JPEG 2000 エンコーダのブロック図である. 離散ウェーブレット変換 (DWT) では, マルチステージに変換を実行することによって, 入力を複数の解像度及び周波数帯域からなる DWT 係数に変換する. 各ステージごとに周波数帯域の異なる 4 つのサブバンド LL,HL,LH,HH が DWT 係数として生成される. 量子化された DWT 係数は, 各サブバンドごとにコードブロックと呼ばれる矩形領域に分割される. 各コードブロックの DWT 係数は, 正負符号と絶対値とに分けられる. 図 2 に示すように絶対値は,MSB から LSB に向かってピットプレーンに分解される. ビットプレーン内の値がすべて 0 であるビットプレーンをゼロビットプレーンと呼ぶ. MSB から数えて連続するゼロビットプレーンの数をゼロビットプレーン数 (N_{zbp}) と呼ぶ. N_{zbp} は, パケットヘッダに格納される. N_{zbp} は, ヘッダを解析することで復号を行わずに抽出することが可能である.

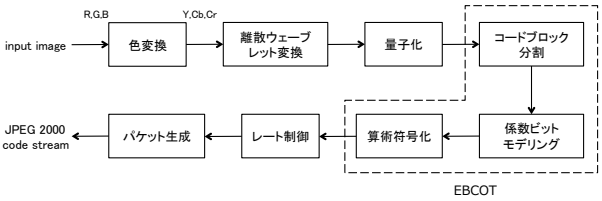

図 1 JPEG 2000 エンコーダ

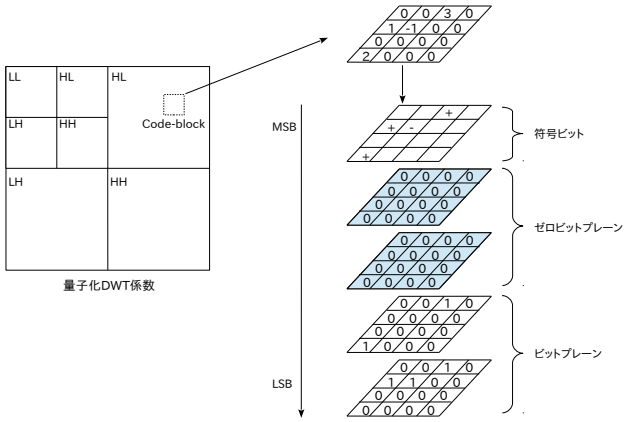

図 2 ゼロビットプレーン

図 3 は, コードブロックサイズ 4×4 の N_{zbp} の例である. ここで右のコードブロックは, すべてのビットプレーンがゼロビットプレーンである. JPEG 2000 では, この状態を "*not include*" と定め, このコードブロックには符号化するデータが無いものとして取り扱う.

JPEG 2000 では,LSB から MSB に向かってビットプレーンを切り捨てることで圧縮率を変化させる. 図 3 における TP1,TP2 はある圧縮率に対するビットプレーンの切り捨て位置を表す. このとき,TP1,TP2 どちらでビットプレーン切り捨て処理を行っても, 各コードブロックの N_{zbp} は変化しないことが分かる. したがって,N_{zbp} は, 圧縮率にロバストである.

2.2 画像推定法

本稿で提案する類似画像検索は,JPEG 2000 符号化画像のパケットヘッダより N_{zbp} を抽出し, それを基に検索を行う. ここでは, 提案されている JPEG 2000 ヘッダ情報を用いた画像推

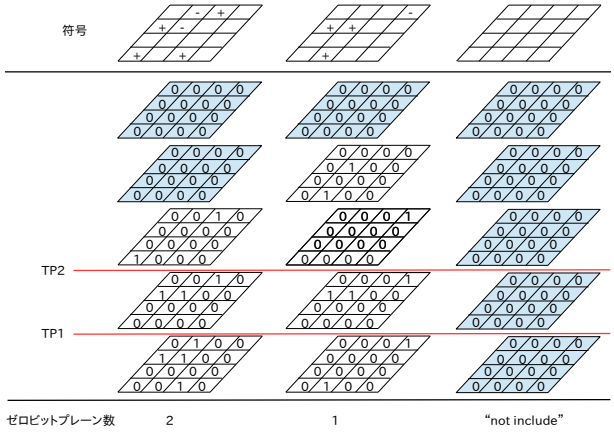

図 3 レート制御

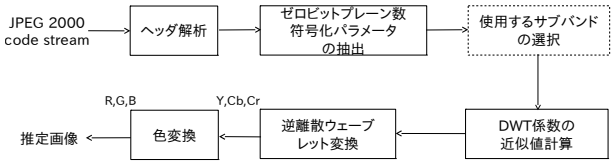

図 4 画像推定法

定法 [13] について要約する．図 4 は, 画像推定法のブロック図である．JPEG 2000 コードストリームのヘッダ情報を解析することで, パケットヘッダに格納されている N_{zbp} を抽出する．この時,N_{zbp} を抽出するサブバンドは, 選択することが可能である．サブバンド b では, 抽出した N_{zbp} から次式に従いコードブロック毎に DWT 係数値を近似する．

$$W_i = \begin{cases} 2^{-N_{zbp}} & (LL) \\ 2^{-N_{zbp}-1-Nl+n_b} & (LH, HL) \\ 2^{-N_{zbp}-2-Nl+n_b} & (HH) \\ 0 & (\text{"}not\ include\text{"}) \end{cases} \quad (1)$$

ここで Nl は符号化に使用された DWT 分解レベル,n_b はサブバンド b を得るために必要な DWT 分解レベルである．その後,IDWT, 色変換を行い, 推定画像とする．

画像推定法は, ヘッダ情報から抽出される N_{zbp} を用いる．そのため, データ部を復号することなく, 圧縮された画像データの推定を行うことが可能である．また推定画像は,N_{zbp} と同様に, 圧縮率にロバストである．

3. 提 案 手 法

ディープラーニングを用いた,JPEG 2000 符号化画像を対象とするコードストリームレベルでの類似画像検索法を提案する．

3.1 提案法の概要

提案法は,JPEG 2000 符号化画像に対して, それらを復号することなしに類似画像検索を行うものである．まずデータベースに保存された JPEG 2000 符号化画像のコードストリームに対して, 使用する DWT のサブバンドを選択して, パケットヘッダに保存された N_{zbp} を抽出する．次に, 抽出した N_{zbp} を用いて DWT 係数の近似値を生成する．それらの DWT 係数の近似値をディープラーニングにより学習を行う．

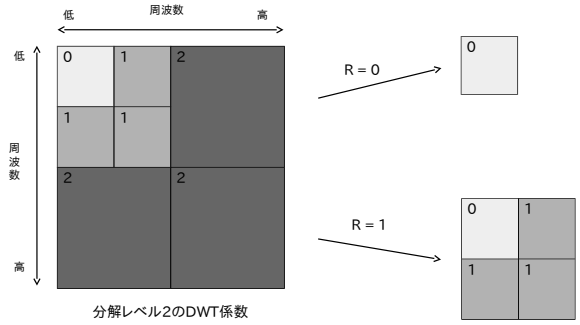

図 5 サブバンドの選択 (解像度レベルでの制限)

(a) 原画像　　(b) DWT 係数の近似値

図 6 DWT 係数の近似値の例

一方,JPEG 2000 で圧縮されたクエリ画像に対しては, 同様にコードストリームから DWT 係数の近似値を生成し, 学習されたデータベース中の画像と比較する．

ここで, データベース中の画像は, 同一シーン等の, 類似した画像間で同一のラベルが付加されていると仮定する．さらに以降で議論を簡潔にするために,JPEG 2000 の符号化条件は, 圧縮率を除いてすべて同一であると仮定する．以下では, 各手順について詳細に説明する．

3.2 DWT 係数の近似値生成

ここでは,DWT 係数の近似値を生成する手順について説明する．提案法では,JPEG 2000 ヘッダ情報より N_{zbp} を抽出する際, 使用するサブバンドとして解像度レベル R までのサブバンドを選択する．次に, 式 (1) に従い,DWT 係数の近似値を生成する．提案法では, 図 4 の画像推定法のように IDWT, 色変換を行わずに,DWT 係数の近似値を出力することに注意する．

図 5 は, 分解レベル 2 の DWT が実行され, 圧縮された JPEG 2000 コードストリームに対して R=0,R=1 とした時に選択されるサブバンドの例である．このとき, 解像度レベルの小さな, 低周波帯域のサブバンドから優先的に N_{zbp} を抽出する．一般的に, 画像の主要な情報は, 低周波帯域に集中する．そのため, 画像の主要な情報を保持したまま, 使用するデータ量を削減することが可能である．

図 6 は,JPEG 2000 コードストリームに対して R = 2 とした時, 実際に生成される DWT 係数の近似値の例である．ここで使用した JPEG 2000 コードストリームは,DWT 分解レベル 5, コードブロックサイズ 64×64, 圧縮率 2.0[bpp] の符号化条件で圧縮を行ったものであり, 同図 6a が原画像,6b が生成された DWT 係数の近似値である．ここで, 各サブバンドには,2 個あるいは,8 個のコードブロックが存在する．

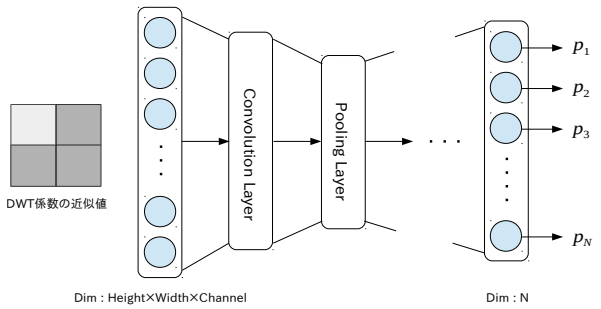

図 7 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

3.3 ディープラーニングによる学習

提案手法では,JPEG 2000 コードストリームより生成した DWT 係数の近似値に対して畳み込みニューラルネットワーク (CNN) による学習を行い, 入力したクエリ画像が属する類似画像群に対応したラベルを出力するためのモデルを生成する. CNN は, 画像認識などの分野で用いられるディープラーニングの一つである. CNN は, 入力として画像データを受け取る. そのため, 提案法では CNN に JPEG 2000 コードストリームより生成した DWT 係数の近似値を入力する. CNN は, 与えられた学習データに対して, 識別に有効な特徴量計算を自動的に行う. そのため, 提案法では DWT 係数の近似値の特徴量計算は,CNN の内部で自動的に行われる. また, 提案法では CNN の出力層にソフトマックス関数を用いる. そのため, CNN は入力が各ラベルに属する事後確率をラベル総数 N 個だけ出力する.

データベース中の JPEG 2000 コードストリームから生成した DWT 係数の近似値を学習データとして CNN による教師あり学習を行い, モデルを生成する. このとき,DWT 係数の近似値のラベルは, 生成するために使用した JPEG 2000 コードストリームのラベルと同一である.

3.4 クエリ画像との比較

提案法では,3.3 で生成したモデルを用いて, クエリ画像とデータベース中の画像と比較する. まず, クエリ画像の JPEG 2000 コードストリームから DWT 係数の近似値を生成する. 次に,3.3 で生成されたモデルが, クエリ画像がデータベース中のどのラベルに属するかを分類する. クエリ画像が分類されたラベルと同一のラベルを持つデータベース中の画像がクエリ画像の類似画像となる.

4. シミュレーション

提案する JPEG 2000 コードストリームレベルでの類似画像検索の性能を評価するため, ディジタルシネマに対するシーン検索のシミュレーションを行う. ここでシーン検索とは, 検索に用いるビデオフレームが映像のどのシーンに該当するかを判別する問題である.

4.1 シミュレーション条件

シミュレーションでは,DCI が提供している評価用のビデオシーケンスである StEM [15] を準備する. StEM は,48bit, 解像度 4096×1714 のビデオフレーム 15493 枚から構成されている. StEM 全てのビデオフレームに対して,2.0, 1.0, 0.5 [bpp] の 3 種類の圧縮率で JPEG 2000 圧縮を施し, 圧縮率のみが異なる 3 つの JPEG 2000 データセットを作成する. ここで,JPEG 2000 の符号化条件は, ディジタルシネマでの符号化条件である DWT 分解レベル 5, コードブロックサイズ 64×64 を採用する. StEM を 44 シーンに分割し, 各ビデオフレームに対応するシーンをラベル付けする. 次に, 作成したデータセット中すべての JPEG 2000 符号化画像に対して同じラベル付けを行う. 3 つのデータセットに対して共通に, データベースとクエリに分割する. ここでは, 各シーンのデータベースとクエリのフレーム数が 4 : 6 の比率になるように分割を行う. この時, 各データセットでは, データベース用に 6180 枚, クエリ用に 9313 枚のビデオフレームを有する.

シミュレーションでは,N_{zbp} を抽出する際, 使用するサブバンドとして解像度レベル R=2 までのサブバンドを選択する. この結果,512×216 の DWT 係数の近似値が生成される. シミュレーションに使用したコンピュータのメモリは,7.7GiB,CPU は,4.00GHz,GPU は,Quadro K5200 である. JPEG 2000 圧縮には,Kakadu(v6.4) [16] を使用する.

また, ディープラーニングには,Caffe [17] を使用する. ネットワークは,Caffe より提供されている CIFAR-10 のサンプルネットワーク [18] に対し, 各畳み込み層にドロップアウトを施し, シミュレーション向けに変更を加えたものを使用する. また, ネットワークの入力として 32×32 にリサイズされた DWT 係数の近似値が使用される. 学習回数は 5 万回である.

4.2 異なる圧縮率での検索精度

作成した 3 つのデータベース (圧縮率が異なる) それぞれに対して学習を行い, 検索精度を求める. ここで, 検索精度 (Accuracy) は次式のように定義する.

$$Accuracy = \frac{\text{正しく検索されたフレーム数}}{\text{検索したフレーム数の合計}} \times 100\ [\%] \quad (2)$$

ここでは, 入力したビデオフレームに対して出力するシーンと入力したビデオフレームの属するシーンが一致する場合は, 正しく検索されたものとする.

9313×3 枚のクエリに対する検索精度を表 1 に示す. 表 1 から, 提案法は, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像に対して約 81%の精度で検索することがわかる.

次に,6180×3 枚のデータベース画像をクエリ画像とした場合の検索精度を求める. すなわち, この場合には, データベース中にクエリ画像と同一の画像が存在する. その場合の, 検索精度を表 2 に示す. 表 2 から, 提案法は, データベース中に同一の画像が存在するクエリ画像に対して約 86%の精度で検索することが可能である.

提案法は, 異なる圧縮率のクエリ画像に対しても, ほぼ同精度で検索することが可能である. その理由は, 検索の基となる JPEG 2000 コードストリームのパケットヘッダより抽出される N_{zbp} が圧縮率にロバストという性質を持つからである. すなわち, 提案法は, 圧縮率にロバストな検索が可能である.

4.3 従来法との比較

ここでは, 提案法, コードストリームレベルで実行可能な従来法 [13],JPEG 2000 符号化画像に対して復号を行い空間画像を

表 1 クエリ画像の検索精度 (データベースとのオーバーラップなし)

		検索画像			
	bpp	2.0	1.0	0.5	平均
学習	2.0	80.91%	80.89%	80.92%	80.90%
	1.0	80.23%	80.24%	80.24%	80.24%
	0.5	81.29%	81.31%	81.29%	81.30%

表 2 クエリ画像の検索精度 (データベースとのオーバーラップあり)

		検索画像			
	bpp	2.0	1.0	0.5	平均
学習	2.0	85.85%	85.80%	85.83%	85.83%
	1.0	85.80%	85.74%	85.77%	85.77%
	0.5	86.98%	86.93%	86.95%	86.95%

学習する手法の 3 通りを比較する．従来法は,JPEG 2000 コードストリームのパケットヘッダより抽出した N_{zbp} から推定画像を生成し, それらから計算した triple feature [14] を基に検索を行う．triple feature の計算で使用した functional の違いによって, 従来法に対して表 3 に示す 3 種類の条件を設定する．従来法 (1) では, 推定画像から表 3 に示す Trace functional, Diametric functional, Circus functional を用いてスカラー特徴量 triple feature を計算し, k=5 の下で k 近傍法 (KNN) に従い判別を行う．従来法 (2) では, 推定画像から表 3 に示す Trace functional, Diametric functional を用いてベクトル特徴量を計算し,k=5 の下で KNN に従い判別を行う．従来法 (3) では, 従来法 (2) と同様に推定画像からベクトル特徴量を計算し,RBF カーネルの下でサポートベクターマシン (SVM) による学習を行う．ここで, 推定画像の生成では,N_{zbp} の抽出において, 使用するサブバンドとして提案法と同様に解像度レベル R=2 までのサブバンドが選択されている．

一方, 復号を行い検索する手法として, 復号した画像に対して CNN による学習を行う手法 (表 4,5 では復号画像) を採用する．ここで, ネットワークは,Caffe より提供されている CIFAR-10 のサンプルネットワーク [19] を使用し,3 万回の学習を行う．それぞれの手法を用いて, 圧縮率 2.0[bpp] のデータベースに対して学習を行い, 検索精度, 適合率, 再現率を求める．適合率 (Precision) と再現率 (Recall) は, それぞれ次式のように定義する．

$$Precision = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \times 100\ [\%] \tag{3}$$

$$Recall = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \times 100\ [\%] \tag{4}$$

ここで, シーン i のフレームが正しくシーン i のフレームと検索された場合は TP_i, シーン i のフレームが誤ってシーン i 以外のフレームと検索される場合は FN_i, シーン i 以外のフレームが誤ってシーン i のフレームと検索される場合 FP_i とする．また，このとき N は StEM のシーン数 44 と等しい．

圧縮率 2.0[bpp],9313 枚のクエリに対する各手法の検索精度, 適合率, 再現率を表 4 に示す．表 4 から, 提案法は,Accuracy,Precision,Recall すべての評価尺度に対して JPEG 2000 コードストリームレベルでの検索の中で最も高い精度であり, さらに, 従来法 (3) の検索精度に対して, 約 19%の向上が確認される．

表 3 従来法の設定

従来法	Trace	Diametric	Circus	判定法
(1)	$\int \lvert f'(t)\rvert dt$	$\int f(t)dt$	$\int f(t)dt$	KNN
(2)	$\int \lvert f'(t)\rvert dt$	$\int f(t)dt$		KNN
(3)	$\int \lvert f'(t)\rvert dt$	$\int f(t)dt$		SVM

表 4 各手法の性能評価 (データベースとのオーバーラップなし)

	Accuracy[%]	Precision[%]	Recall[%]
提案法	80.91	79.14	75.23
従来法 (1)	30.75	18.62	18.93
従来法 (2)	48.83	35.22	34.38
従来法 (3)	62.21	50.03	49.62
復号画像	95.86	95.51	94.37

表 5 各手法の性能評価 (データベースとのオーバーラップあり)

	Accuracy[%]	Precision[%]	Recall[%]
提案法	85.85	87.73	84.44
従来法 (1)	47.12	NaN	36.11
従来法 (2)	61.80	54.07	51.24
従来法 (3)	89.11	92.69	90.08
復号画像	98.03	97.88	97.12

次に, 圧縮率 2.0[bpp],6180 枚のデータベース画像をクエリ画像とした場合の検索精度, 適合率, 再現率を求める．その場合の各手法の検索精度, 適合率, 再現率を表 5 に示す．表 5 から, 提案法は, すべての評価尺度に対して JPEG 2000 コードストリームレベルでの検索の中で従来法 (3) の次に高い精度であり, 従来法 (3) の検索精度との差は, 約 3%である．

以上の結果から, 提案法は, 従来法と比較して, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像をより高精度に検索することが確認された．また, 提案法は, データベース中に同一の画像が存在するクエリ画像に対して従来法に劣るものの, その差は, 約 3%である．

5. ま と め

本稿では, あらかじめ類似した画像間で同一のラベルが付加された JPEG 2000 符号化画像で構成されているデータベースから, JPEG 2000 で圧縮されたクエリ画像と類似した画像をコードストリームレベルで検索する手法として, ディープラーニングを用いる手法を提案した．提案法は,JPEG 2000 コードストリームのパケットヘッダより抽出される N_{zbp} を特徴量として用いることにより, 復号することなく類似画像検索を行うことができ, さらに, 圧縮率の違いにロバストな検索が可能である．また, シミュレーションから, 提案法は, 従来法と比べ, データベース中に同一の画像が存在しないクエリ画像に対しても,

データベース中に同一の画像が存在するクエリ画像と近い精度で検索することが確認された.

文　　献

[1] E.V. Munson and Y. Tsymbalenko, “To search forimages on the web, lood at the text, then look at the images”, Proc. First Interna-tional Workshop on Web Document Analysismpp.39-42 (2001).

[2] R. C. Veltkamp, M. Tanase “Content-Based Image Retrieval Systems:A Survey”, Department of Computing Science, Utrecht University, Technical Report UU-CS-2000-34, October (2000).

[3] “Information technology - JPEG 2000 image coding system - Part1: Core coding system”, International Standard ISO/IEC IS-15444-1, Dec. 2000

[4] “Digital Cinema System Specification V1.2”, Digital Cinema Initia-tives, LLC Technology Committee, Mar. 2008.

[5] T. Fukuhara, K. Hosaka, and H Kiya, “Accurate Identifying Method of JPEG2000 Images for Digital Cinema”, Proc. ACM/IEEE International Multimedia Modeling Conference, no.2Op-1, pp.380-390, Kyoto, JAPAN, 10th January, 2008.

[6] O. Watanabe, T. Fukuhara, and H. Kiya, “Fast Identification of JPEG 2000 Images for Digital Cinema Profiles”, Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, no.IVMSP-L4.6, pp.881-884, Prague, Czech, 25th May, 2011.

[7] O. Watanabe, T. Fukuhara, and H. Kiya, “Codestream-Based Identification of JPEG 2000 Images with Different Coding Parameters”, IEICE Trans. Inf. Sys.,vol.E95-D, no.4, pp.1120-1129, April 2012.

[8] ISO/IEC 15444-8, “Information technology-JPEG2000 image coding system part 8: secure JPSEC2000”, April 2007

[9] F. Dufaux, S. Wee, J. Apostolopoulos and T. Ebrahimi, “JPSEC for secure imaging in JPEG 2000”, SPIE Proc. Appl. of Digital Image Proc., Denver, CO, Aug. 2004.

[10] Y. Wu and R. H. Deng, “Compliant encryption of JPEG2000 codestreams”, IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP’04), vol. 2,pp. 3439-3442, Singapore, October 2004.

[11] J. Fang and J. Sun, “Compliant encryption scheme for JPEG2000 image code streams,”Journal of Electronic Imaging, vol. 15, no. 4,Article ID 043013, 4 pages, 2006.

[12] O. Watanabe, T. Iida, T. Fukuhara, and H. Kiya, ”Identification of JPEG 2000 Images in Encrypted Domain for Digital Cinema,”Proc. IEEE International Conference on Image Processing, no.MA.PJ.PJ8, pp.2065-2068, Cairo, Egypt, 9th November, 2009.

[13] K. Takimoto , T. Dobashi, H. Ishikawa, and H. kiya, “An Image Estimation Method by Header Information in JPEG 2000 Codestreams and its Application to Image Identification”, Proc. IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems, Okinawa, Japan, 18th November, 2014.

[14] A. Kadyrov and M. Petrou, “The Trace Transform and Its Application”, IEEE Trans. Patt. Anal.Mach. Int., vol.23 no.8, pp.811-828, Aug. 2001.

[15] Digital Cinema Initiatives, LLC Technology Committee, “StEM Access Procedures”, `http://www.dcimovies.com/StEM/`, Sep. 2010

[16] “kakadu software”, `http://kakadusoftware.com/`

[17] “caffe deep learning framework”, `http://caffe.berkeleyvision.org`

[18] “CIFAR-10 sample network-full”, `https://github.com/BVLC/caffe/blob/master/examples/cifar10/cifar10_full_train_test.prototxt`

[19] “CIFAR-10 sample network-quick”, `https://github.com/BVLC/caffe/blob/master/examples/cifar10/cifar10_quick_train_test.prototxt`