

深層畳み込みニューラルネットワークを導入した 光相関によるスケッチベース 3 次元物体照合

Sketch-base three-dimensional object matching using optical correlator

with deep convolutional neural network

○池田佳奈美, 鈴木秀典, 渡邊恵理子 (電通大)

○Kanami Ikeda, Hidenori Suzuki and Eriko Watanabe (Univ. of Electro-Communications)

E-mail: farco@fourier.ghrdp.uec.ac.jp

1. はじめに

CPU や GPGPU などを利用した演算では, 1 次記憶メモリ上に展開できる容量を超えると急激に演算速度が低下する課題がある. 我々のグループでは, 膨大なデータに対する高速データ解析を目指して, コアキシャルホログラフィ技術[1]を用いた光相関システムを提案し構築してきた[2]. これまでに 1 フレームの入力画像と 1 枚の画像データとの相関演算を約 412 ナノ秒で実現できるシステムを実験実証している[3]. このように, 光相関演算はあらかじめ蓄えてある膨大な(数百 GB~数 TB 等)データとの照合は超高速であるが, 従来の前処理においては, 特定サイズの画像に用途が限られているという課題があった.

本発表では, 光相関器における多様なデータフォーマット対応に向けて Convolutional Neural Network (CNN)の導入による光演算用ページデータの作成を提案する.

2. 深層畳み込みニューラルネットワークを導入した光相関用ページデータ作成法

本提案では, 多値データを光演算用データに変換する際に, 学習済み CNN ネットワークを特徴量抽出器として転移利用し, 光相関システム入力用のバイナリへの変換を行う. 本研究では図 1 (a)に示す CNN モデルを構築し学習した. 本モデルは畳み込み層, 全結合層からなり, 最終出力層の 1 つ手前の層における活性化関数をシグモイド関数で近似した近似ステップ関数を適用し, 当層における出力値を 0 から 1 の値に制限している. 図 1 (b)に示すように学習

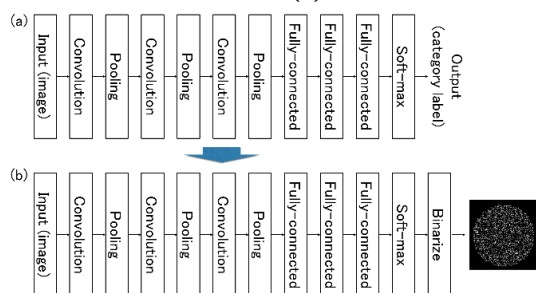


Fig.1 Constructed CNN model.

したネットワークを転移利用し, 最終出力層の 1 つ手前の層を特徴量として取り出し, 2 値化することで, 光相関用のページデータを作成した. このように CNN と組み合わせることにより, 完全一致を検索するのみにとどまらないアプリケーションや, 多様なデータフォーマットの入力へ光相関システム応用が可能となった.

3. スケッチベース 3 次元物体照合

データベースに 3 次元モデルの概形データ, 入力にスケッチ画像を用いる 3 次元物体照合を実装した. 3 次元モデルの概形を学習した CNN モデルによって特徴量抽出の後, 光相関用のページデータを作成しあらかじめ光記録しておき, 入力のスケッチデータに対しても同様に CNN モデルを用いてページデータに変換し, 光相関システムを用いて k Nearest Neighbor 法によって 3 次元物体照合を行った. 図 2 にギターのスケッチデータ入力時のタイヤとギターのクラスのデータベースとの光相関実験結果例を示す. 光相関システムを用いた基礎実験を行い, 入力スケッチデータの該当するクラスが検出可能な良好な結果を得た.

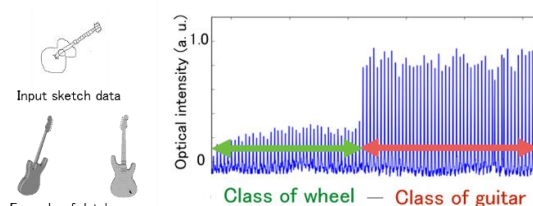


Fig.2 Experimental result.

4. まとめ

光相関器における多様なデータフォーマット対応に向けて, CNN による学習を導入した光演算用データ変換手法を提案した.

謝辞: 本研究の一部は総務省 SCOPE の委託研究の一環として行ったものである.

参考文献

- [1] H. Horimai, et. al., Appl. Opt. 44, 2575 (2005).
- [2] K. Ikeda, et. al., Jpn. J. Appl. Phys. 54, 09ME02 (2015).
- [3] K. Ikeda, et. al., Jpn. J. Appl. Phys. 55 (accepted).