

紹介2

画像解析技術と解析事例

中央技術研究所 ソリューションセンター
シミュレーショングループ たまい なな
玉井 七奈



1. はじめに

画像解析技術とは、画像を入力し、そこに写っている対象に関する情報を抽出して何らかの記述を得る手法のことである。本技術は、自動運転、医療、ロボットビジョン、産業自動化など、広範な分野で活用されている。近年では、深層学習（ディープラーニング）の急速な技術進展により、画像解析技術による課題解決の可能性は大きく広がり、場合によっては人間よりも正確に情報を抽出することができるようになってきた。

また、解析技術の進歩に加え、デジタルカメラやスマートフォンカメラをはじめとするイメージセンサの高精度化や普及の拡大、解析のより簡単な実行を可能とする多彩なライブラリやツールの提供、膨大な計算処理を高速に実行できるコンピューターの高性能化が進んでいる。

これらハード・ソフト・計算環境のそれぞれの発展により、画像解析技術やディープラーニングは一部の研究者だけでなく、一般ユーザーも手軽に利用できる状況となってきた。

当社においても、製造現場や研究開発における課題解決のため、画像解析技術の活用を進めている。本稿では画像解析技術の概要および当社における解析事例について紹介する。

2. 画像解析技術の分類と概要¹⁻³⁾

2.1 画像解析技術の分類

「画像解析」が指す技術分野は幅広く、画像中の情報を利用する技術であれば画像解析と呼ばれることも多いが、本稿では、入力した画像から何らかの情報を得て、出力として画像+ a の記述を得るものを「画像解析」とし、画像を見やすくするために明るさやコントラストを調整したり、画像の歪みを補正したりするような、出力結果も再び画像となる処理は「画像処理」と呼んで区別する。

なお、画像解析を行う上で、入力となる画像の質は解析精度に大きく影響することから、多くの場合には画像解析の前処理として画像処理が組み合わされて実行されるが、画像処理技術の詳細については割愛する。

さて、画像解析技術は、得られる出力の種類によって、

さらに細かく分類される。その代表例に、「計測」・「分類（認識）」・「検出」がある（表1）。

「計測」とは、画像中の対象から何らかの数値データを算出することで、例えば工業製品の外観検査で傷の数や大きさを画像から数値化することができる。

「分類（認識）」とは画像に写っている対象が何かを当てることで、例えば画像中の撮影対象に対し「ネコ」「イヌ」を見分けることや、「街」「夜景」など画像全体としてどのような景色が写っているかを認識することができる。

「検出」とは、「何が」だけでなく、画像中の「どこに」写っているかを当てるものである。身近な例としては、デジタルカメラの顔検出が挙げられる。

本稿では、3～4章にて、「計測」および「検出」の解析事例について後述する。

表1 画像解析の種類

画像解析の種類	概要	適用例
計測	画像中から何らかの数値データを算出する  ex.) 人数カウント ¹	工業製品の 外観検査, ドローンによる 画像測量
分類（認識）	何が写っているかを分類する 	画像投稿サイトでの 不正画像認識
検出	どこに何が写っているかを検出する  ex.) 顔・眼の検出	デジタルカメラの 顔検出, 医療画像診断

¹OpenCV, available from: <https://github.com/opencv/opencv/tree/master/samples/data>, (参照 2019-08-16)

2.2 解析の基礎

デジタル画像は、格子状に並んだ小さな画素（ピクセル）の集合体である。これら画素情報は、多次元配列として表される。グレースケール画像（画像中の位置に対応する明るさだけを表す画像）であれば、「画像の高さ×画像の幅」の2次元の情報、カラー画像であれば、「画像の高さ×画像の幅×色」の3次元の情報を有している（図1）。一般的な画像解析では、①入力画像を取り込み、②その配列情報に対して目的に応じて必要な情報を抽出するための変換処理を行い、③抽出した情報を利用して計測・分類などを記述した出力を得る、という手順を踏む。解析の目的に合った出力を得るためには、②の情報抽出の過程が非常に重要である。どのような特徴量を抽出したかに応じて最終的に得られる出力結果も大きく異なってくるため、膨大な配列情報の中から、色・形状・輪郭・固有ベクトルなど、コンピューターが認識しやすく、適切な出力を導くことのできる規則性を持った特徴量を見出さなければならない。

特徴量の抽出方法は、画像処理でも用いられるアルゴリズム処理を用いる手法とディープラーニングを用いる手法に大別される。

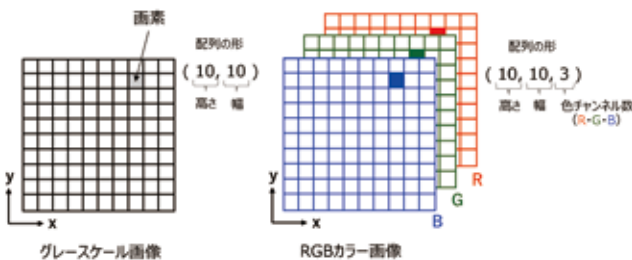


図1 デジタル画像の画素情報の概念図

2.2.1 アルゴリズム処理による特徴量抽出

表2に例示するように、画像のアルゴリズム処理には多種多様な手法が存在するが、本稿では“エッジ抽出（空間フィルタリング）”を紹介する。空間フィルタリングとは、入力画像中のピンポイントの画素値だけでなく、その周囲の画素も含めた領域内の画素値を用いて計算する処理方法のことを言う。エッジ抽出では、画像中で明るさが急に変化する部分を取り出すため、各画素を中心とした近傍画素に $M \times N$ 行列（カーネルとも呼ぶ）を重ね足し合わせる演算を行う。その結果、画素値が極端に変わった箇所のみが強調されることにより、画像中のモノの輪郭だけが浮かび上がり、人が線で描いたような画像が生成される。画像にエッジ抽出を行った例を図2に示す。

実際の解析では、種々の手法の中から課題の目的に適した特徴を抽出できる手法を試行錯誤の中から選択していく。人手で処理を組み立てるため、どのような特徴に注目し、どのような原理・ステップで解析を行っているかが明確で、説明・解釈が容易であるという特長がある。一方で、

対象画像が変わる度に手法を都度検討する必要があるため、手間がかかってしまうデメリットもある。

表2 画像のアルゴリズム処理の例

内容	処理例	具体例
画像の統計量	・ヒストグラム分布 ・コントラスト変換	—
色空間	・色空間変換 ・減色	・RGB ⇒ GRAY, RGB ⇒ HSV ・K 平均法
空間フィルタリング	・平滑化 ・エッジ抽出 ・鮮鋭化	・ガウシアン, メディアン ・微分, ラプラシアン, Canny ・アンシャープマスキング
周波数フィルタリング	・画像のフーリエ変換 ・ローパスフィルタ ・ハイパスフィルタ	—
幾何学的変換	・線形変換 ・アフィン変換	・拡大縮小, 回転, 鏡映
二値画像	・二値化 ・膨張収縮	・単純二値化, 大津の二値化 ・ディレーション, エロージョン
パターン認識	・テンプレートマッチング ・特徴量	・SSD, SAD ・Haar-like, HOG, SIFT



図2 エッジ抽出の例

2.2.2 ディープラーニングによる特徴量抽出

ディープラーニングとは、脳の仕組みを模したニューラルネットワークの層を何層にも深くしたモデル（DNN: Deep Neural Network）を用いた学習手法である。本手法のネットワーク構造は、ネットワークの中間層を複数つなぎ合わせた深い階層をもち（図3）、実世界の観測情報から本質的な情報を自動で抽出し表現する方法を学習する。

学習の進め方は、正解のわかっている学習データをDNNにかけて計算し、得られた結果と正解とを比較して、その間の誤差がある場合には、誤差が減るように特徴量の計算式のパラメータを修正していく。この操作を繰り返し、誤差にほとんど変化が見られなくなったところで学習を完了する。

アルゴリズム処理による特徴量抽出では、人手による試行錯誤が必要であったが、ディープラーニングでは、大量の画像データの画素値を入力データとし、学習に最適な特徴を機械が自動で獲得して識別を行うことができる。この手法により、アルゴリズム処理よりも簡単にコンピューター

にとって認識しやすい特徴量の抽出が実現できる。一方で、抽出された特徴は DNN の重み（各層の最適化されたパラメータ）の中に潜在化してしまうため、判断根拠がブラックボックス化してしまうという弱点もあることから、解析の際には、課題の目的や必要な結果に応じて、アルゴリズム処理とディープラーニングを適切に使い分けていくことが求められる。以降に解析事例を紹介するが、3章の事例ではアルゴリズム処理を、4章ではディープラーニングをそれぞれ利用している。

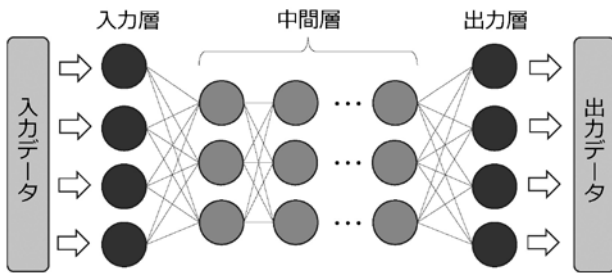


図3 DNNの層構造イメージ

3. 解析事例①：～計測～ニードルコークスの針状性定量化

画像解析技術で「計測」を行った例として、ニードルコークスに関する解析を紹介する。ニードルコークスは、電気製鋼用黒鉛電極材料として使用されるが、黒鉛電極は高温雰囲気などの過酷な条件下で使用されるため熱膨張係数 (CTE) が低いことが望まれる⁴⁾。CTE が小さいものほど電気製鋼時の電極消耗が小さくなり、電気製鋼のコストを低減することができる。一般に、CTE が低いコークスは、針状でかつ高い結晶性を有することから、画像解析技術を用いて、コークスの針状性を客観的な指標で定量化し、CTE を予測する手法を開発した。

3.1 解析手法

コークス粒を正面から撮影した画像に対して画像処理を行い、針状の結晶を直線として抽出した。具体的な画像処理内容は以下の通りである。まず、撮影画像の色空間をグレースケール空間に変換した後、コークス粒子内部の凹凸及び針状性を解析するため、コークス粒子の輪郭内部が黒色領域と白色領域に分かれるように二値化処理を行った。さらにノイズを除去した後、直線検出の処理を行った。

抽出された直線の配向方向を結晶の配向方向とみなし、これらとニードルコークス粒子の長軸方向とがなす角度 θ に基づいて、以下の式からオーダーパラメータを算出した。

$$\text{オーダーパラメータ} = (3 \langle \cos^2 \theta \rangle - 1) / 2$$

式中、 $\langle \cos^2 \theta \rangle$ は、1 個のニードルコークス粒子の表面において観察される直線全体での $\cos^2 \theta$ の平均値を表

す。このオーダーパラメータは、高分子液晶における分子配列の秩序を評価する方法として一般に知られているパラメータである⁵⁾。

3.2 結果

コークス画像に対し二値化処理を行った結果を図 4 (a) (b) に、検出された直線を描画した画像を図 4 (c) に示す。コークスの針状結晶が表面に形成したテクスチャを直線検出によって抽出することができた。

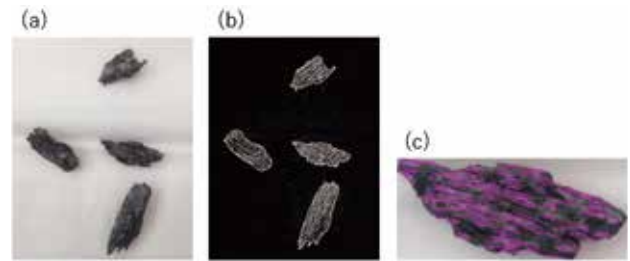


図4 (a) 解析前のコークス画像、(b) 二値化処理後のコークス画像、(c) 検出された直線を描画した画像（ピンク：検出された直線）

次に、抽出された直線の配向方向からオーダーパラメータを算出した。同様の解析を種々のグレードのコークスサンプルに対して行い、オーダーパラメータと当該コークスから作製した電極の CTE 測定結果とを比較した (図 5)。その結果、両者の間には負の相関があり、オーダーパラメータが大きい、すなわち画像解析で得られた直線の配向度が高いと、電極 CTE が低くなる傾向があることが示された。これまでコークスの針状性は目視による外観検査 (官能検査) で評価してきたが、今回、画像解析技術により針状性を初めて定量化できたことにより、より客観的な指標でコークス品質を管理することが可能となり、ニードルコークスの品質管理高度化に繋がると考えられる。なお、本開発手法によるニードルコークスの製造管理方法については、特許出願済みである。

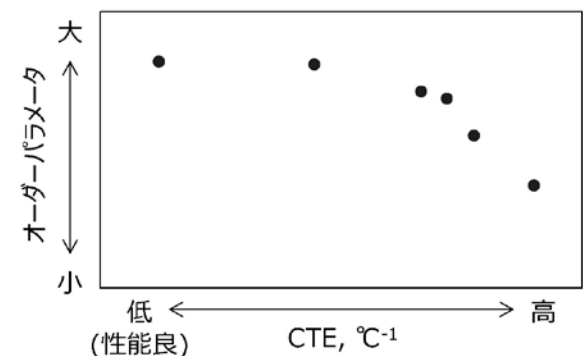


図5 オーダーパラメータと電極 CTE 測定結果の比較

4. 解析事例②：～検出～液面計のレベル検出

次に、画像解析技術で液面計レベル位置の「検出」を行った例を紹介する。製油所内の重要な液面観測箇所には、通常、制御システム上で観測可能な自動ゲージに加え、現場レベル計が設置されている。自動ゲージの調子が悪化した際には、現場のレベル計を頼りに運転を継続するが、その際には現場レベル計を工業用カメラで撮影した画像を担当者が計器室のモニターで確認しながら運転を行う必要がある。しかし、この非定常作業は、運転員の監視作業負担を増大させ、設備管理の信頼性を低下させるリスクがある。そのため、異常監視の自動化を目指し、画像解析による液面計レベル位置の検出に取り組んだ。

4.1 解析手法

本解析は、液面計の気液界面部分だけを検出するという難易度の高い解析であることから、界面の特徴を自動で獲得可能な手法であるディープラーニングを利用した。解析は、当該液面計を撮影した動画を入力データとし、①前処理、②ディープラーニングによる検出モデル作成、③結果出力の順に実施した。①前処理では、動画の1フレーム毎に画像中の検出したい部分（液面位置）のマーキングを行い、約300枚の画像を教師データとして用意した。②ディープラーニングによる検出モデル作成には、リアルタイム物体検出アルゴリズムを用い、入力画像データに対し、どこに・液面位置が・どのくらいの確率で存在するか、を出力するモデルを作成した。③結果出力では、②の液面位置検出モデルを使用して、画像中の液面位置の予測箇所を矩形で表示するとともに、液面の相対位置から液面レベル値を推算して表示した。

4.2 結果

液面計の撮影画像に対し、液面レベル位置の検出およびレベル値推算を行った結果を図6に示す。液面位置の予測箇所を矩形で表示すると、気液界面付近の領域を検出できていることが分かった。学習にはディープラーニングを使用したため、どのような根拠で予測しているかは明確には分からないが、ゲージ窓枠と気液界面のコントラスト状態を特徴量として学習し予測しているのではないかと推測される。また、予測箇所の矩形の座標と液面計目盛の相対位置から、おおよそのレベル値を推算した。本解析をリアルタイムで行うことで、レベル値が正常範囲を逸脱した場合のアラート発報、レベル値のトレンドグラフ化による経時変化の確認が可能となり、監視・管理の信頼性を向上するのに役立つと考えられる。

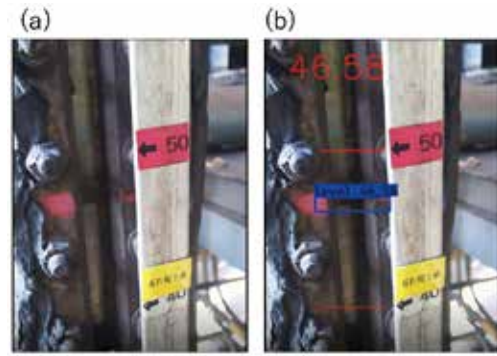


図6 (a) 入力画像、(b) 液面レベル位置および値の推算結果（青い矩形：検出された液面レベル位置、左上数字：推算されたレベル値）

5. おわりに

今日、計算機の高高速化や解析アルゴリズムの開発スピード向上に伴い、画像解析を行うツール・ソフトも多種多様なものが開発され、汎用化が進んでいる。近い将来、ディープラーニングを利用した画像解析でさえも、WordやExcelを利用するように、誰でも手軽に活用できる時代が到来するだろう。画像解析は結果を視覚化でき直感的に理解しやすい手法であるため、活用分野は今後益々拡大していくことが予想される。しかしながら、画像解析は課題解決を推進するための一手段に過ぎない。画像解析の利用により新たなサービスやビジネス価値の創出につながるケースもあれば、画像以外のデータを利用したほうがソリューションに直結するケースもある。本当に重要なのは、課題の本質は何か、解析によりどのような情報を導き出せばどのくらいの効果に繋がるのかを見極めて実行計画を立て、解析手段も含めて自ら検討することである。当社研究所では、画像解析以外にも種々の回帰・予測手法を使用したデータ解析技術や各種シミュレーション技術を活用してソリューション提供に努めている。今後も、日進月歩で進化するデジタル技術の知見拡充と技術獲得を進めつつ、社内外の課題解決に取り組んでいく所存である。

－ 参考文献 －

- 1) デジタル画像処理編集委員会；デジタル画像処理改訂新版、公益財団法人画像情報教育振興協会（CG-ARTS）、2015年
- 2) 佐藤大輔；IS magazine No.17『ゼロから学ぶ画像解析』、アイマガジン株式会社、2017年9月
- 3) 桑井博之・豊沢聡・永田雅人；実践 OpenCV 2.4 for Python 映像処理&解析、株式会社カットシステム、2014年
- 4) 大山隆；PETROTECH, VOL.41, NO.8, P.612-616 (2018)
- 5) 荒木一男；色材, VOL.62, NO.11, P.683-690 (1989)