

ビットパターンカーネルフィルタによる細胞判定重複除去 Bit-pattern kernel filtering for duplication removing in cell annotation

長坂 暢^{*1}

Toru Nagasaka

^{*1} 株式会社エーアイ・アンド・アイ
AI & Eye Co., Ltd.

In recent years, deep learning architectures have been shown to achieve good classification performance and a digital histopathology image analysis has been used in clinical settings. A partial image which are sequentially cropped from same cell by grid search may result in double counting. In this work, we constructed bit-pattern kernel filtering algorithm to remove duplication in cell annotation. Using unique combination of bit-pattern kernel (3x3) filter which contract particular ON-pixel pattern, the duplication remove in cell annotation was achieved.

1. 背景

近年、深層学習法による画像認識精度は飛躍的に向上しており、医療現場への応用も始まっている。今回、病理組織および細胞検体へ画像解析を応用する際の細胞判定重複の問題を解決するアルゴリズムを開発したので報告する。通常、細胞画像から格子状に各座標の部分画像について細胞判定が行われ、各種の細胞の個数が計数される。しかしながら、例えば 2 個以上の部分画像が同じ細胞から切り抜かれると、実際には 1 個と数えられるべきにも関わらず、2 個以上と計数されてしまう(図 1)。

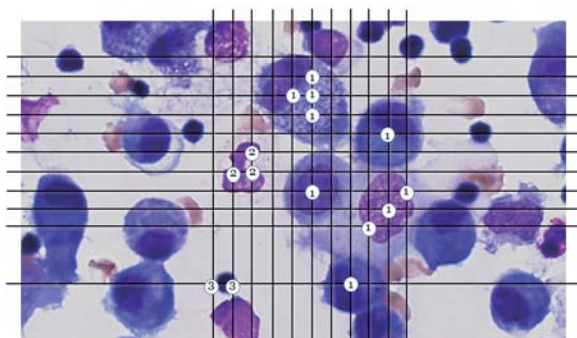


図 1: 細胞判定の実際。格子状走査(grid search)により同一の細胞上で複数の同一判定が起きうる。

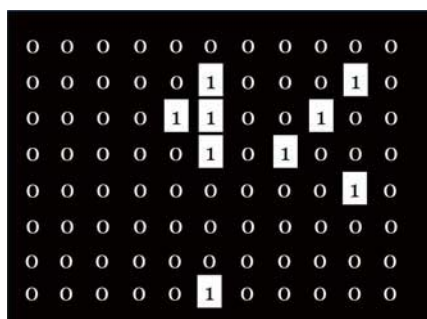


図 2: 細胞判定を ON 画素と OFF 画素のビット形式へ変換する。ON 画素の隣接を重複と定義し、削除の対象とする。

ここで、細胞判定のグリッドを ON 画素と OFF 画素へ変換したマトリックス(図 2)における ON 画素の上下左右・斜め方向の隣接状態を判定重複と定義し、図 3 のように ON 画素を 1 つにまとめるアルゴリズムを報告する。

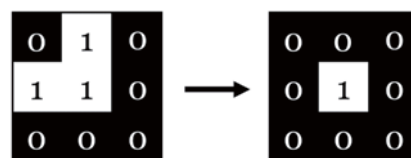


図 3: 細胞判定重複の例。ON 画素が 3 個隣接しているものを 1 個の ON 画素へまとめる。

2. 方法

2.1 深層学習による細胞判定

顕微鏡画像に対し、 $18.3 \times 18.3 \mu\text{m}$ 部分画像を格子状に順次切り抜き、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)または Residual networks (ResNet) [Kaiming 2015] を部分構造として用いた深層学習法による判定を行った。

2.2 ビットパターンカーネル

3×3 ピクセルの中で ON 画素が 1 つのもの(Kernel 1)を 1 種類(図 4), Kernel_2 を 8 種類(図 5), Kernel_3 を 20 種類(図 6), Kernel_4 を 32 種類(figure not shown), Kernel_5 を 38 種類(figure not shown)準備した。

連絡先: 株式会社エーアイ・アンド・アイ
長坂 暢 toru.nagasaka@ai-and-eye.co.jp

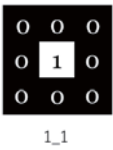


図 4: Kernel 1. ON 画素が 1 個.

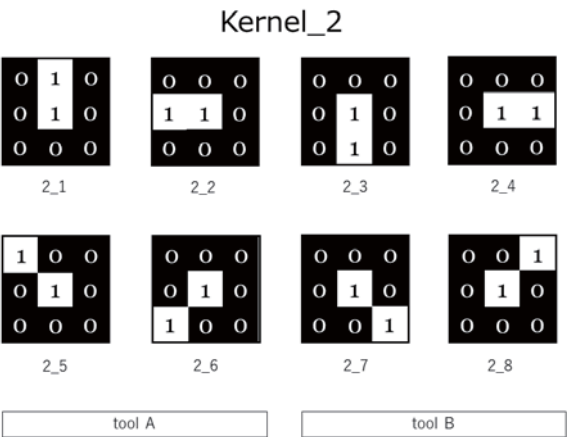


図 5: Kernel 2. ON 画素が 2 個の組み合わせ.

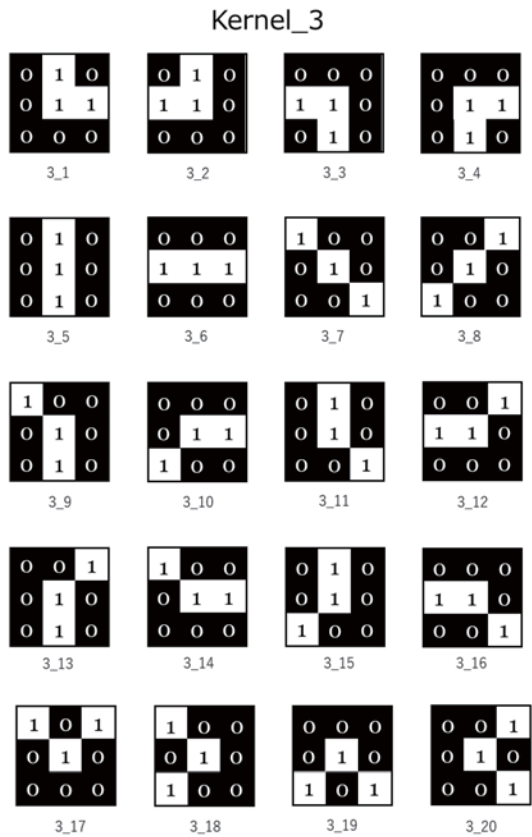


図 6: Kernel 3. ON 画素が 3 個の組み合わせ.

2.3 カーネルによる走査とカーネルセット

入力マトリックスに対し複数のカーネルによる走査を行い、一致したパターンがあるとその部位の中心のピクセルを ON 画素として記録し、それをマトリックスとして出力する。

ON 画素が横に 3 つ隣接する判定重複を例に説明する。Kernel 3_6 による走査で 2 行 3 列目 (座標(2,3)) に ON 画素が記録される(図 7)。また Kernel 2_4 による走査では座標(2,2)に ON 画素が記録される(図 8)。2 つのカーネルの走査により出力されたマトリックスを合成し、次の Kernel 2_2 への入力マトリックスとする(図 9)。

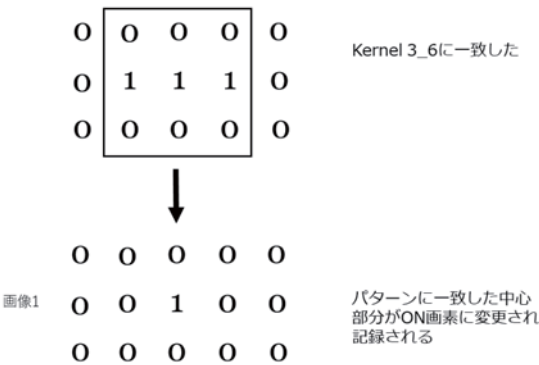


図 7: Kernel 3_6 による走査.

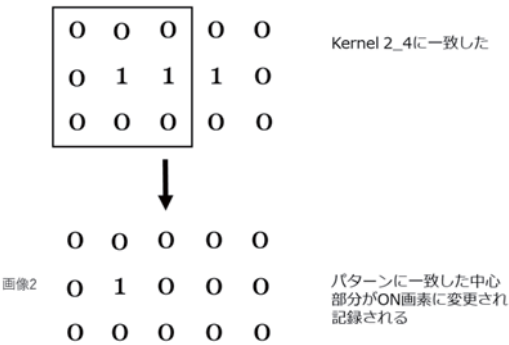


図 8: Kernel 2_4 による走査.

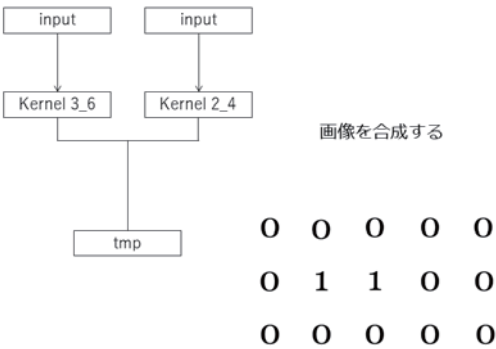


図 9: 合成マトリックスの生成.

合成されたマトリックスを Kernel 2_2 で走査すると座標(2,3)のみが ON 画素となったマトリックスが得られる(図 10). このように 3 種類のカーネルを組み合わせで順次処理することで, 重複除去が得られる. この組み合わせを Kernel 3_6 セットと呼ぶ.

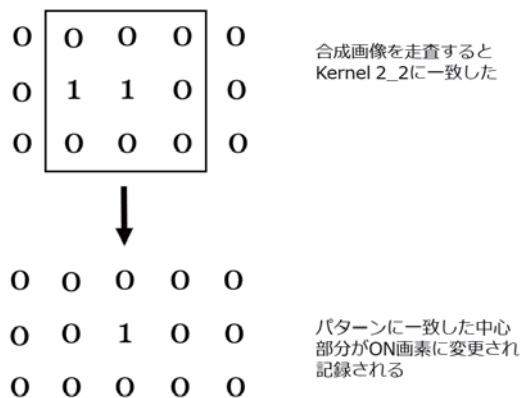


図 10: 合成マトリックスに対する Kernel 2_2 による走査.

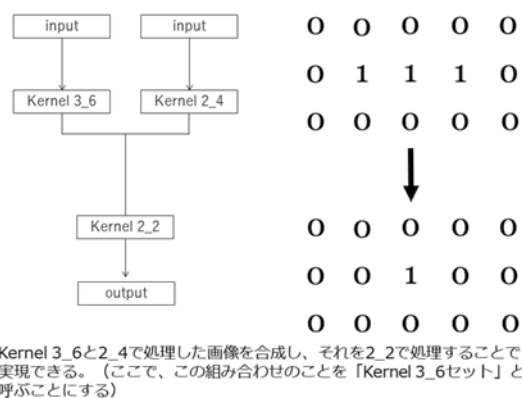


図 11: Kernel 3_6 セット. ON 画素が横に 3 つ隣接する判定重複に対する処理方法のまとめ.

2.4 走査ステップ

前述したカーネルセットと単独のカーネルによる走査を並列で行う処理を 1 つのステップとして構成する. 例として Step A で使用されるカーネルセットとカーネルを図 12 に示す.

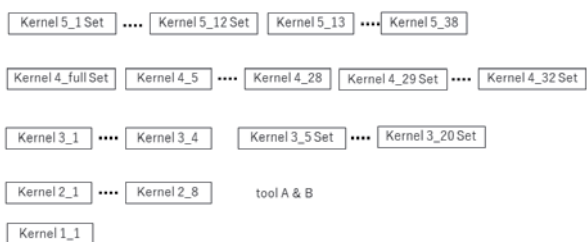


図 12: Step A. 使用されるカーネルとカーネルセット.

さらに使用するカーネルを順次減らして Step B, Step C, Step D を構成する(data not shown). 入力マトリックスを Step A から順に Step D まで処理することで, 重複判定が段階的にまとまっていく(図 13).

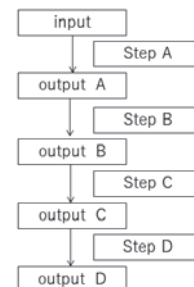
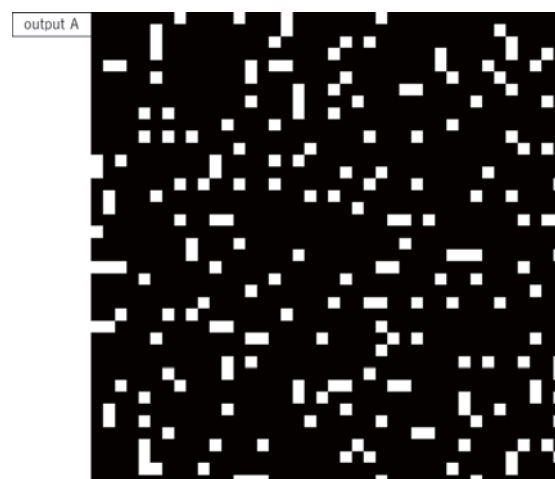
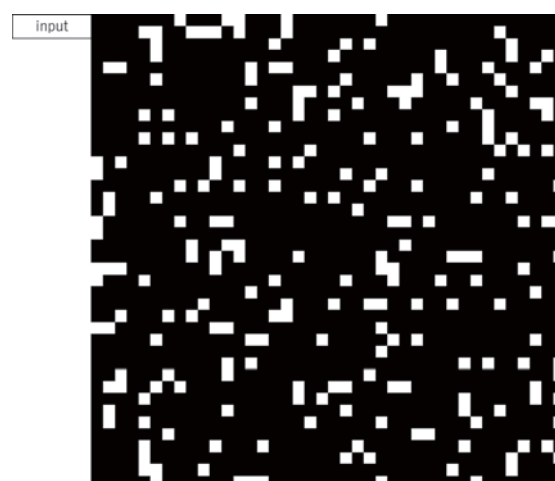


図 13: 走査ステップの流れ. Step A からの出力を Step B に入力し, 順次, マトリックスを処理していく.

3. 結果

インプットおよび各ステップから出力されたマトリックスを示す(図 14).



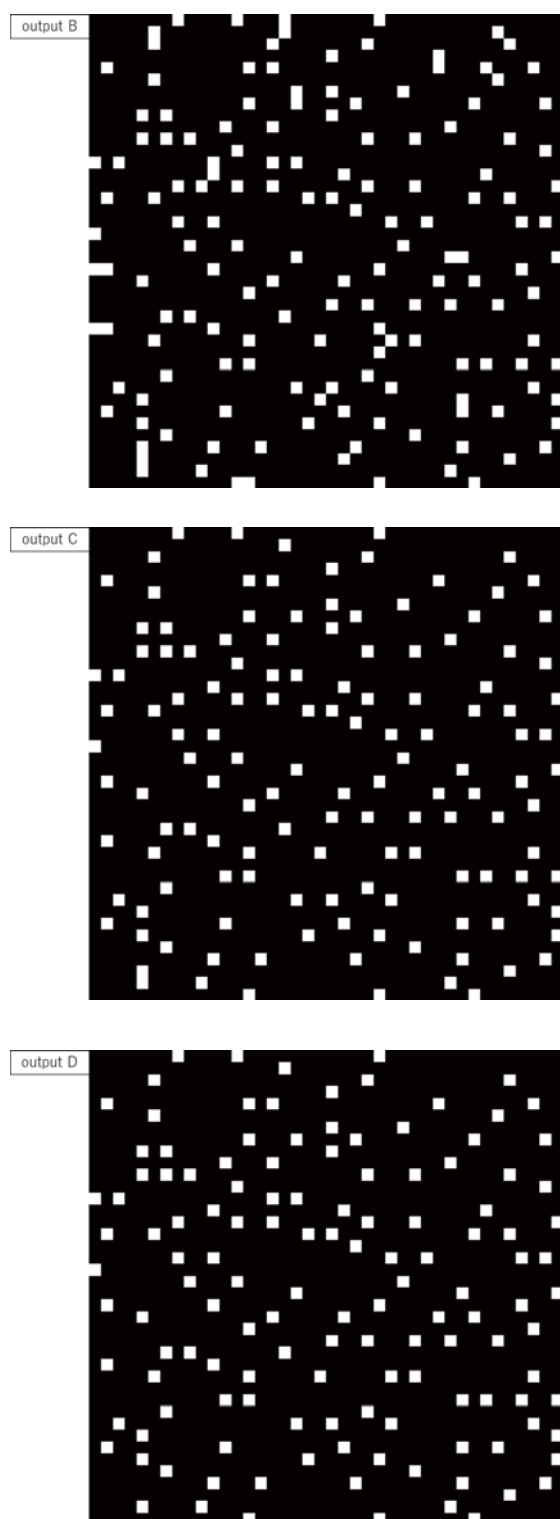


図 14: 各ステップからの出力マトリックス. Step A から順に処理することで、重複部分が除去され、隣接のない ON 画素のみとなっている。

実際の細胞判定への適用例を示す(図 15).

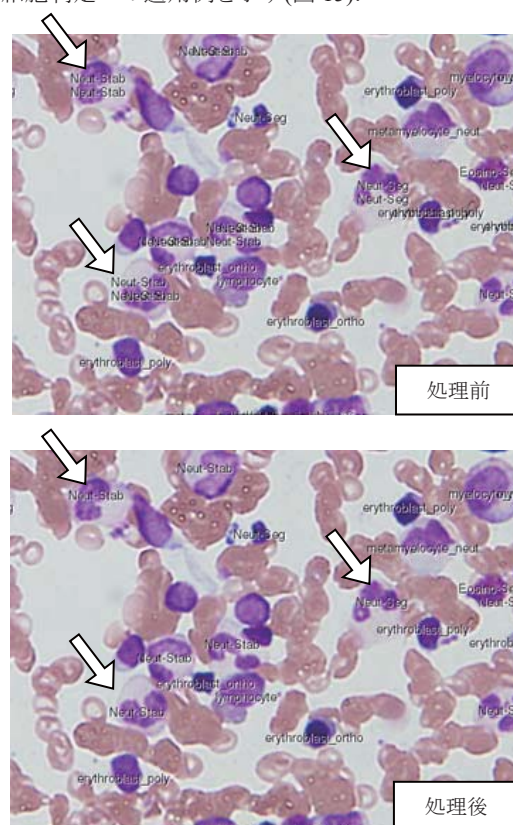


図 15: 細胞判定の重複除去例. 処理前には同一の細胞で重複して判定がでている部分があるが(上図矢印), 処理後には判定重複がなくなっている(下図矢印).

4. 考察

深層学習法の画像認識分野での進歩により、細胞判定自体の精度が飛躍的に向上している。臨床応用が期待される中で、人工知能の完成度を上げ、実際の運用に耐えられるような背景技術が求められている。

具底的な問題点として、判定重複を挙げた。関連技術として画像処理の分野では、膨張処理、収縮処理およびその組み合わせのオープニング、クローズングが広く用いられている。しかしながら細胞判定マトリックスに収縮処理を適用すると残すべき隣接のない ON 画素も消失してしまうため使用することができない。

今回、判定重複を除去して計数の精度を上げるアルゴリズムを開発した。細胞カウントだけでなく、同様な集計結果の精度が重視されるタスクに応用が可能と考えられる。

参考文献

- [Kaiming 2015] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. CoRR, Vol. abs/1512.03385, 2015.