

ディープラーニングを用いた 活性汚泥フロックの認識

北海道大学大学院 ○佐藤久、柏本ゆかり
株式会社プラグイン 高橋尚己、辻村貴志

1. はじめに

活性汚泥法は国内外を問わず最も普及している下水処理法である。活性汚泥法では活性汚泥フロックと呼ばれる微生物集塊が処理を担っている。フロックは好気性微生物を多量に含んだ数 $10\ \mu\text{m}$ から～数 mm の微生物集塊で、曝気槽中に 1000 から $10000\ \text{mg/L}$ の濃度で浮遊している。下水中の汚濁物質はフロックに吸着したのち微生物に分解される。溶解性成分は移流や拡散によりフロック内の微生物に供給され分解される。汚濁物質の分解効率は 95% 程度にも達する。分解された物質のうち約半分が無機化される、または代謝産物となり残存し、約半分は微生物に同化される。

このようにフロックは下水処理の根幹を担うものであるため、常にその状態を良好に保つ必要がある。フロックの状態を判断する手法の一つに顕微鏡観察がある。顕微鏡観察では、フロックの特徴（形、構造、強さ、サイズ）、構成要素、分散菌体、タイプ、糸状性細菌や原生動物の存在を観察する¹⁾。観察結果は運転障害の診断や解決に活用される。例えば、最終沈殿池における処理水の濁りは、病原微生物の環境中への放出口リスクを高める。濁りは糸状性細菌の過剰増殖、微細フロックの生成、原生動物の消滅、多量の分散菌体の発生などにより生ずる。最終的な結果は処理水の濁りという共通のものであるが、引き起こした原因は多岐にわたる。ある運転障害（例えば処理水の濁り）を効率的に解決するためには、的確な問題把握が不可欠である。顕微鏡観察は問題把握の極めて有効な手段となりうる。

しかしながら現在、フロックの顕微鏡観察は十分に行われているとは言い難い。よく耳にする理由としては、人員を避けたい、顕微鏡を購入できない、顕微鏡でフロックを観察しても何を観察すれば良いのかわからないなどがある。このような背景から、フロックの顕微鏡写真を画像化し、画像処理によりフロックの特徴を定量的に評価する研究が長らく行われてきた。例えば尾崎ら²⁾は、フロックの画像撮影システムを構築し、時間の経過による凝集沈殿状態を観測した。取得した画像を二値化処理しフラクタル次元を求めた。その結果、フラクタル構造（自己相似性）の特徴のとおり、巨視的および微視的な画像における両方の凝集様相の傾向がほぼ一致すること、すなわち凝集様相の評価が可能であることを明らかにした。

本研究では凝集様相以外の重要なパラメーターも定量的に評価するために、ディープラーニングを用いてフロックの画像分類器を作成することとした。ディープラーニングは機械学習の一種であり、機械自身が教師データの特徴を学習する手法である³⁾。現在ディープラーニングは静止画や動画内の様々な物体検出や分類に用いられている。実例としてはCT検査、自動運転車、不良製品の抽出、顔認識など枚挙にいとまがない。下水道事業でも水質判定、プロセスの制御、ポンプ運転の効率化、雨天時浸入水検知などにディープラーニングやAIが活用されている。しかしながら現在のところ、ここに示した通り多くの活用例が下水の物理化学的パラメーターに関するものであり、生物学的パラメーターに関するものは少ない。そこで本研究では、ディープラーニングを用いた画像分類器を構築し、現在のところ顕微鏡観察で判断されている微生物学的特徴であるフロックの見た目（特に色と圧密性）を定量的に評価することを試みた。

2. 実験方法

(1) **画像の撮影**：よく混合した活性汚泥混合液から $50\ \mu\text{L}$ サンプルを採取し、スライドガラスに滴下し、カバーガラスを被せることでプレパラートを作成した。マイクロスコープ（UM06、ケニス株式会社）と可動式ステージ（mmu-60x、中央精機株式会社）を用いて、視野を自動的に変えながら活性汚泥フロックサンプルの画像（ $640\ \text{ピクセル} \times 480\ \text{ピクセル}$ 、 $1.44\ \text{mm} \times 1.09\ \text{mm}$ ）を自動で撮影するシステムを構築した。これによりカバーガラス1枚（ $18\ \text{mm} \times 18\ \text{mm}$ ）当たり154枚（総面積の約73%に相当）の画像を自動的に取得可能となった。

(2) ディープラーニングを用いた活性汚泥フロックの認識：仮想環境構築ソフト VirtualBox で Ubuntu16.04 の仮想環境を構築した。ディープラーニングフレームワークには Google 社の TensorFlow を用いた。学習済みモデル Inception-v3 (Google 社) を用いて画像分類器を作成した。活性汚泥フロックの見た目の特徴に基づきフロック画像を 2 種類に分類し、「1」と「0」とラベリングした。これらを学習データとした。学習終了後この画像分類器を用いて、学習には使用していないフロック画像の特徴がラベル 1 またはラベル 2 のどちらの特徴に近いのかを分類した。

3. 結果と考察

(1) 画像分類器の感度：S 処理場と E 処理場から活性汚泥を採取した。S 処理場の活性汚泥フロックは、色が濃く圧密性が高かった (図 1)。一方、E 処理場のフロックは、色が薄く圧密性が低かった (図 2)。2019 年 10 月から 12 月までの 3 ヶ月間、毎週月曜日 10 時に活性汚泥を採取した。直ちに実験室に持ち帰り、1 週目から 5 週目まではプレパラート 4 枚分 (616 枚)、6 週目から 15 週目まではプレパラート 10 枚分 (1540 枚) のフロック画像を撮影した。プレパラート 1 枚分 (154 枚) をテストデータとして残し (結果と考察 (2) 参照)、残りの画像 (12 週間分、S 処理場 (ラベル 1) は 12609 枚、E 処理場 (ラベル 2) は 10589 枚) を学習データとした。すなわち、この画像分類器は、フロックの見た目の特徴 (色と圧密性) を分類するものと言える。

画像分類器の感度を検討するため、2020 年 1 月 14 日に S 処理場と E 処理場から活性汚泥サンプルを採取し、混合し、このフロック画像をテストデータとした。図 3 に S 処理場と E 処理場の活性汚泥を混合したサンプルの画像分類結果を示した。データは箱ひげ図で示している。箱は 25、50 (すなわち中央値)、75 パーセンタイル値、誤差線は 10 および 90 パーセンタイル値を表す。■ は平均値、小さなプロットは外れ値を示している。S サンプル (横軸 1) の分類結果は 1 に近く、E サンプル (横軸 0) の分類結果は 0 に近くなった。すなわち、この画像分類器はフロックの見た目の特徴を分類できていることが分かった。さらなる解析の結果、驚くべきことに、各サンプルの平均値は混合比率に比例して直線的に変化した。Excel で平均値の傾きを求めたところ -0.69 (決定係数は 0.99) と算出された。この結果は、本研究で開発した画像分類器はわずか 1 割のフロックの見た目の特徴の変化をも認識できることを示している。ちなみに、我々がフロックを観察した場合、混合比

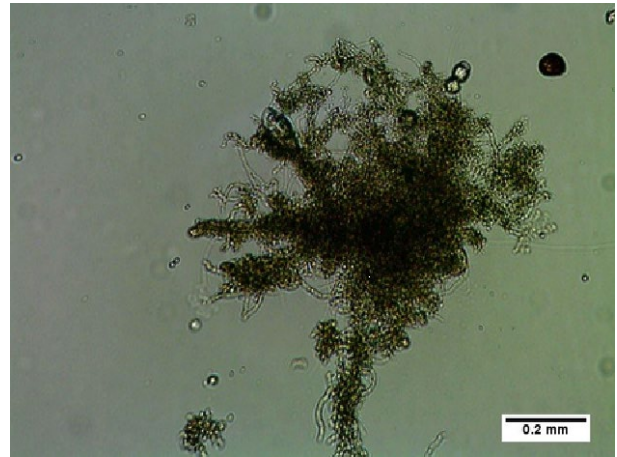


図 1. S 処理場の活性汚泥フロック画像。

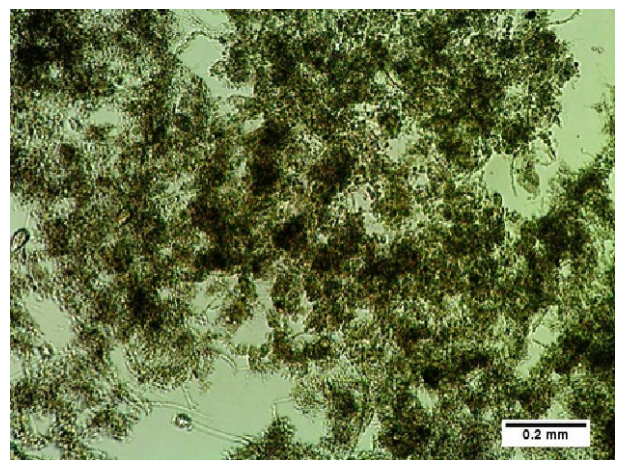


図 2. E 処理場の活性汚泥フロック画像。

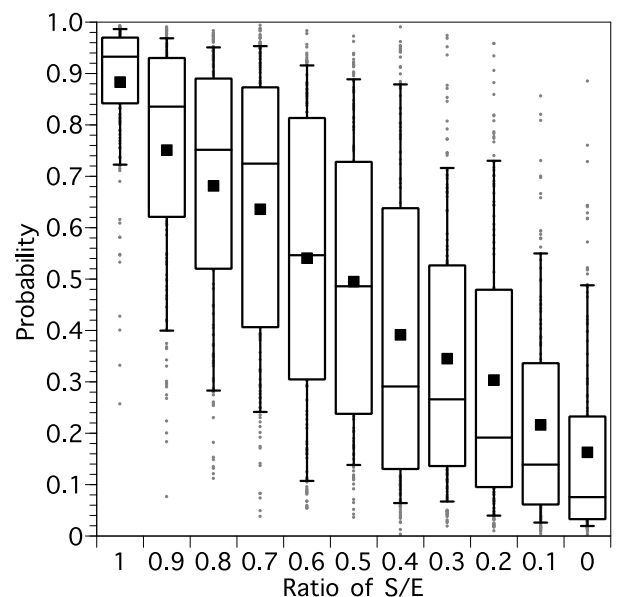


図 3. S 処理場と E 処理場の活性汚泥を混合したサンプルの画像分類結果。横軸は E 処理場活性汚泥量に対する S 処理場活性汚泥量。

率 1、0.5、0 のサンプル間では見た目の特徴の違いを認識できたが、混合比率 1 と 0.9 のサンプル間の違いは全く認識できなかった。

(2) 実下水処理場の汚泥性状の長期観察: 上述の方法で 15 週に渡り S 処理場と E 処理場のフロックの画像を画像分類器で分類した。図 4 に S 処理場の活性汚泥サンプルの画像分類結果を示した。15 週に渡り分類結果 (probability) は 1 に近くなったことから、少なくとも 15 週間は、S 処理場のフロックは色が濃く圧密性が高かったことがわかる。しかしながら結果をよく見ると、6、7、10、11 週目の分類結果は 1 から離れていた。図 3 の結果から、分類結果の平均値が 0.069 変化すると、汚泥の特徴が 1 割変化していることが示された。5 週目の平均値は 0.962 であった。6、7、10、11 週目の平均値はそれぞれ 0.889、0.857、0.917、0.930 であり、0.962 との差は 0.073、0.105、0.045、0.032 であった。差が 0.069 を超えた週は 6、7 週目であり、この週は汚泥の圧密性が通常よりも低かったことが考えられる。上述のように 1 割程度の見た目の特徴の変化は人間の感覚では検出することが非常に難しい。本研究で開発した画像分類器を用いればこのような微妙なフロックの変化を検出でき、圧密性低下に起因する沈降性不良などの兆候を早期に検出できる可能性がある。

図 5 に E 処理場の活性汚泥サンプルの画像分類結果を示した。ここでも最も平均値が低かった 8 週目 (平均値は 0.0432) と各週の平均値の差を算出した。差が 0.069 を超えた週は 1、3、5、11、12、15 週であった。これらの週ではフロックの見た目の特徴が通常とは異なっていたと考えられる。この結果の解釈は難しく、E 処理場の活性汚泥は沈降性は良いとは言えないが下水処理は問題なく行われている。本研究の結果は単にフロックの特徴が通常とは異なっていたことを示すのみであり、圧密性が高まり沈降性が改善されたとも (実際に SV30 や SVI は通常と同程度であった)、またはフロックの状態が悪化したとも、この結果だけでは結論づけられない。このことから、本研究で開発した画像分類器は単独で使用することは望ましくなく、これで得られた結果と従来の水質分析や汚泥性状分析の結果を総合的に判断して運転障害の判断や解決を行う必要があることがわかった。

4. 結論

本研究では、ディープラーニングを用いて、一つの例としてフロックの色と圧密性を認識する画像分類器を作成した。本画像分類器は、汚泥の特徴が体積比率で 1 割異なった場合に分類結果が 0.069 変わる感度を有しており、活性汚泥が通常の状態とは異なる状況を定量的に判定できることがわかった。

参考文献

1. ディック H. アイケルブーム著、安井、深瀬、河野訳 (2006) 顕微鏡観察による活性汚泥のプロセス管理。技報堂出版。
2. 尾崎、宮嶋寿、呉、山本 (2004) フラクタルに基づいた活性汚泥における凝集様相の定量化とその応用. EICA, 第 9 巻第 1 号, pp39-45.
3. 新村 (2018) TensorFlow ではじめる DeepLearning 実装入門. インプレス.

問い合わせ先: 〒060-8628 北海道札幌市北区北 13 条西 8 丁目北海道大学大学院工学研究院環境創生工学部門
 電話番号: 011-706-6277、E-mail: qsatoh@eng.hokudai.ac.jp

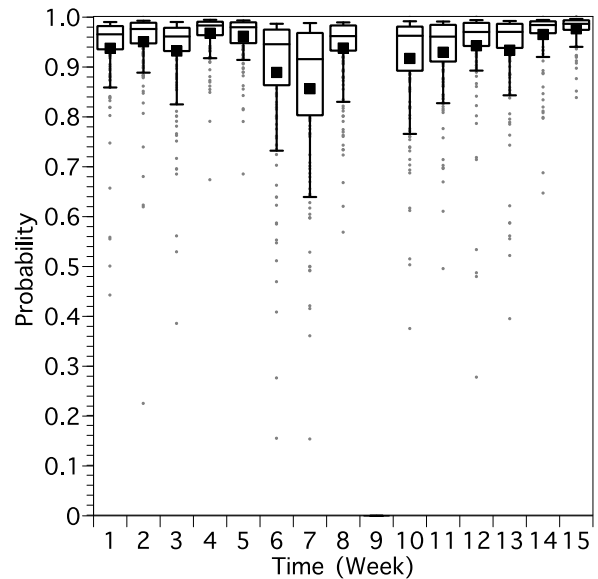


図 4. S 処理場の活性汚泥サンプルの画像分類結果。

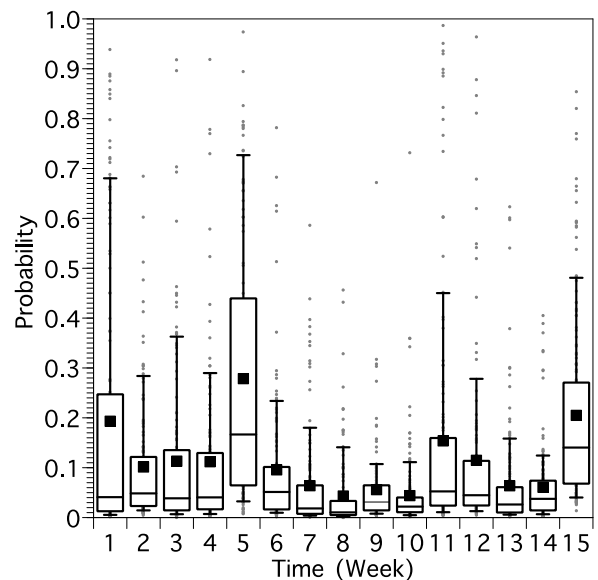


図 5. E 処理場の活性汚泥サンプルの画像分類結果。