

GPU を用いたフッ素濃度推定システムの構築

小林 龍弥[†] 古山 彰一[‡]

[†] [‡] 富山高等専門学校 射水キャンパス 〒933-0293 富山県射水市海老江練合 1 番 2

E-mail: [†] i1211414@nc-toyama.ac.jp, [‡] shoichi@nc-toyama.ac.jp

あらまし 本研究ではスマートフォンで地下水のフッ素濃度を推定できるシステムを提案する。アジア地域では地下水が生活水として利用されており、地下水中のフッ素が健康被害をもたらす。このシステムは試薬を入れた水を撮影した画像の色からフッ素濃度の推定を行うものである。撮影する環境によっては光や影の影響により正しい画像色を抽出できない場合がある。ニューラルネットワークで画像処理を行うことで画像の光や影を除去することができ、画像色の抽出に成功した。今後、画像のサイズや枚数を増やす必要があり高い処理能力が必要になるため GPU の実装が不可欠になる。

キーワード ニューラルネットワーク、フッ素、画像処理、GPU

Development of a prediction system of Fluorine concentration by using GPU

Tatsuya KOBAYASHI[†] and Shoichi FURUYAMA[‡]

[†] [‡] Toyama Institute of Technology, Imizu College 1-2 Ebieneriya, Imizu-shi, Toyama, 933-0293
Japan

E-mail: [†] i1211414@nc-toyama.ac.jp, [‡] shoichi@nc-toyama.ac.jp

Abstract This study proposes the prediction system of fluorine concentration in groundwater with smart phone. Asia uses groundwater as life water. The fluorine concentration from the sample water's picture was predicted by this system. There are instances where that system can't extract truthful image's color from an image has a large proportion of light and shadow. Image processing by using Neural Network succeeded in extracting image's color. Going forward this study needs to make large image size and augment image. Therefore, mounting GPU is absolutely necessary.

Keywords Neural Network, Fluorine, Image processing, GPU

1. はじめに

本論文は、ニューラルネットワークを用いて画像からフッ素濃度の推定を行うシステムを提案する。

アジアの乾燥地域では約 10 億人が地下水を飲料水などの生活水として利用している。特にスリランカではフッ素を含む地下水が大きな健康被害を及ぼし問題視されている。特にフッ素による慢性中毒症状は治療法が確立されておらず、予防が極めて重要である。水質調査には研究機関や測定器具を使用する必要があり容易に行うことはできない。そこでタブレット端末やスマートフォンで撮影した画像からフッ素濃度を推定するシステムの構築を行った。これはフッ素を検出する試薬を入れた水をタブレット端末で撮影し、水の色情報からフッ素濃度の推定を行うというものである。しかし、カラー画像の場合、光の影響で画像に反射光や陰影がノイズとして映りこむため推定が困難なものとなっていた。反射光や陰影を含む場合にも水溶液の色のみを抽出できればならない。こういった場合、画像処理でノイズ除去を行うのが一般的であるが本研

究ではノイズ除去をニューラルネットワークで行う手法を提案する。ニューラルネットワークで光のあて具合を変化させた画像で学習を行うことであらゆる環境下での画像色の抽出が可能になる。

反射光や陰影を取り除くことで画像からフッ素濃度推定の精度が向上する。サーバにこの画像処理を行うシステムとフッ素濃度推定システムを組み込み、アプリで画像を撮影し、サーバにアップロード、濃度測定結果をユーザに表示するという形を目指す。

2. 研究概要

本研究では、ニューラルネットワークのフレームワーク Chainer^[1]を用いた。フッ素濃度の推定を行う前処理として自己符号化器 (Auto Encoder)^[2]を使用した。自己符号化器とはニューラルネットワークの一種であり、出力が入力を再現するように学習を行うものである。一般的なニューラルネットワークとの違いは中間層のノード数が入力層、出力層のノード数より少なくなることにある。中間層のノード数が入力層のノード

数よりも少なくなることで色情報が圧縮され、特徴を学習させることができる。これにより光や影を含んだ画像から水溶液の色を抽出することが可能となる。

自己符号化器に試薬を入れた水を撮影した画像を入力し、正解データを撮影した画像の RGB の最頻値と中央値で一様に塗りつぶした画像（以下、最頻値画像、中央値画像とする）の二種類で学習を行った。

フッ素濃度の推定にはニューラルネットワークのクラス分類を用いた。濃度の測定には一般的に検量線を引く必要がある。測定する場所や時間が変化すればそれに応じた検量線を引き直す必要がある。定量のフッ素濃度の水溶液を用意し、検量線を引き直すのは容易ではない。しかし、ニューラルネットワークを用いることによりユーザが撮影したフッ素濃度の画像から未知の濃度に対して推定を行うことができる。

3. 研究方法

使用した画像はすべてサイズを 32×32 ピクセル、色の表現方法を RGB、画像の形式を JPEG とした。

3.1 自己符号化器

0.0ppm、0.5ppm、1.0ppm、1.5ppm のフッ素濃度の水溶液に試薬を入れ、撮影したものを訓練データとした。正解データは前述したように各画像から RGB の最頻値画像、中央値画像を生成し、評価を行った。

使用した自己符号化器のモデルを図 1 に示す。入力層、出力層のノード数 3072 は画像の総ピクセル数 (32×32×3) である。中間層 1、3 のノード数を 2048、中間層 2 を 1024 に設定した。

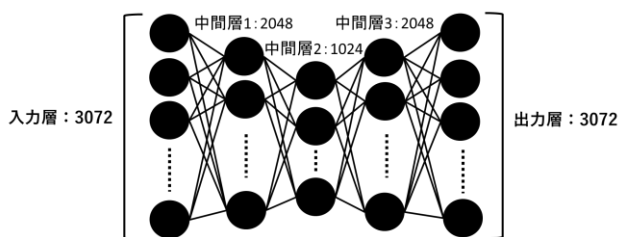


図 1. 自己符号化器の構成

画像は各濃度 9 枚ずつ、計 36 枚を使用した。はじめに画像のデータの順番を乱数で入れ替え、1 枚目から 28 枚目までを学習用データ、29 枚目から 36 枚目を評価に使うテストデータとした。こうすることにより新規のデータに対しての評価を行うことができる。学習用データの正解データとして最頻値画像、中央値画像を用いた。

3.2 フッ素濃度の推定

クラス分類を用いてフッ素濃度の推定を行う。今回

の実験では 0.0ppm、0.5ppm、1.0ppm、1.5ppm の推定を行った。フッ素濃度の推定に使用したニューラルネットワークの構造を図 2 に示す。

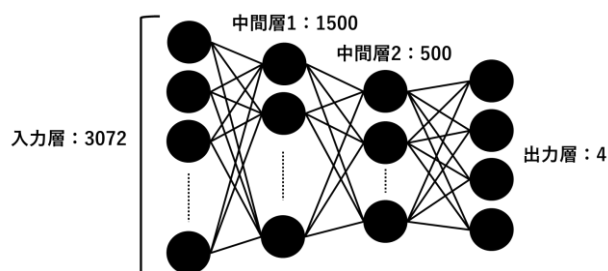


図 2. フッ素濃度推定部分の構成

自己符号化器で作成した画像と原画像の二種類で学習を行った。学習用データとテストデータは自己符号化器と同様の手順で作成し、学習に 28 枚、テストに 8 枚の画像を使用した。

4. 実験結果

4.1 自己符号化器

最頻値で学習を行うと画像の反射光の割合によって真っ白の画像を生成してしまい、自己符号化器がうまく機能しなかった。そこで中央値で学習を行うことにした。中央値とはデータを小さい順または大きい順に並べたときに中心に位置する値のことである。外れ値に強いというのが中央値の大きな利点である。最頻値画像が真っ白になった 1.0ppm の画像の各色のヒストグラムを図 3、図 4、図 5 に、この画像の最頻値、中央値を表 1 に示す。縦軸がピクセル数、横軸が階調値になっている。画像の階調値に 255 が多い場合は中央値を取得することで 255 を除いた場合のおおよその最頻値が取得できることがわかる。以上の結果から画像の反射光の割合によって最頻値画像と中央値画像を使い分けて学習を行う必要がある。中央値画像で学習した自己符号化器のテストデータの出力結果を示す。また、出力は 8 枚であるが各濃度の 1 枚ずつ、計 4 枚の結果のみを示す。出力の結果から濃度ごとに特徴が現れているのがわかる。この処理を行うことにより光の当たり具合が変わった場合でも画像色の抽出を行うことが可能になり、さらにフッ素濃度推定のニューラルネットワークの学習を行う際にもある程度濃度ごとに同じ画像を入力できるため精度向上につながる。

表 1 1.0ppm の各色の最頻値と中央値

	R	G	B
最頻値	255	255	255
中央値	156	121	251

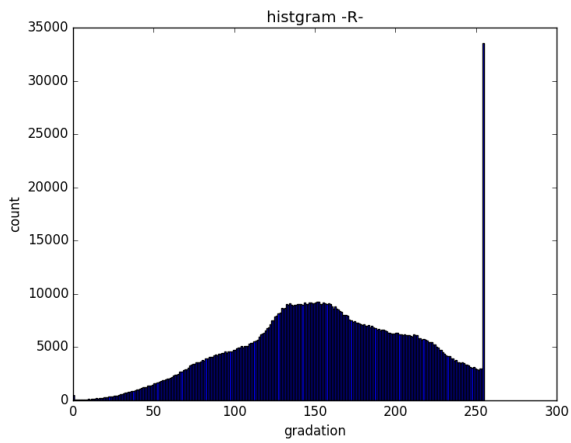


図 3 R のヒストグラム

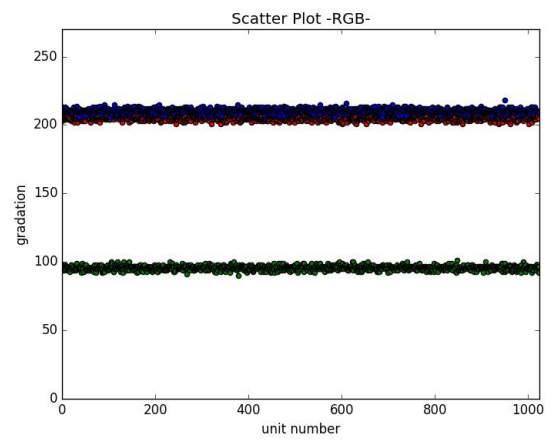


図 6 0.0ppm の出力結果

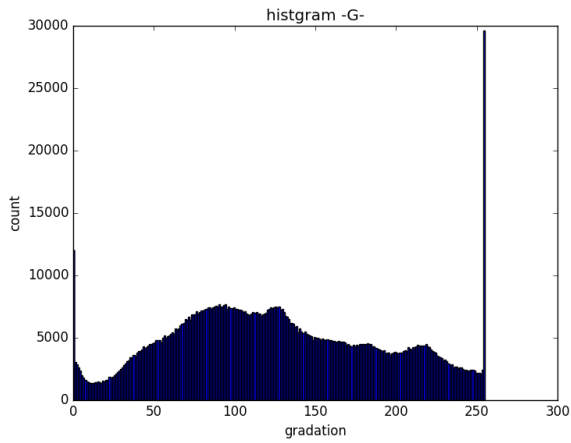


図 4 G のヒストグラム

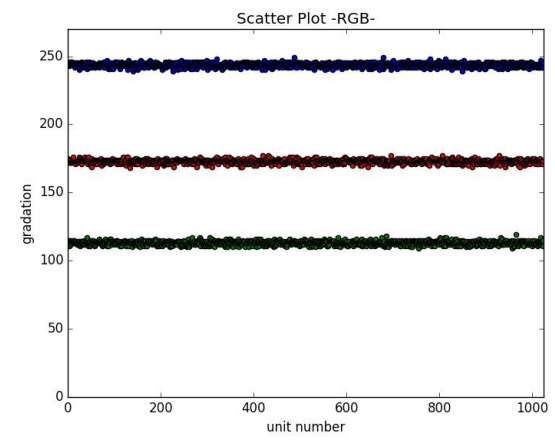


図 7 0.5ppm の出力結果

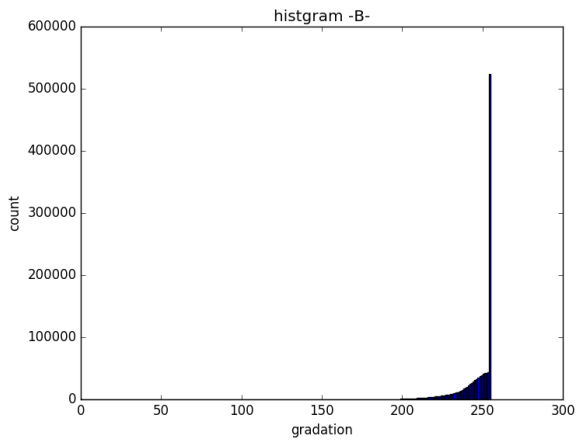


図 5 B のヒストグラム

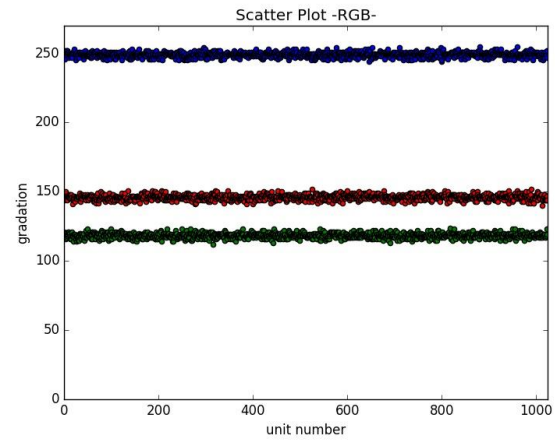


図 8 1.0ppm の出力結果

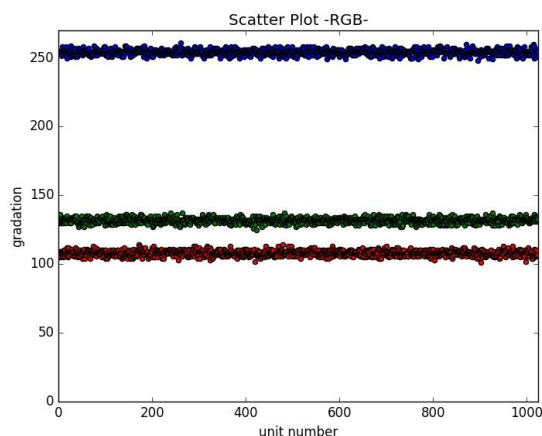


図9 1.5ppm の出力結果

4.2 フッ素濃度の推定

自己符号化器から得られた画像でフッ素濃度の推定を行った。学習に使用する 28 枚に濃度をラベル付けし、ラベルの濃度に分類されるように学習を行う。学習済みモデルに新規のデータを入力し、評価を行った。今回の実験では新規のデータ 8 枚すべてを正しく分類することができた。

5. まとめ

本論文ではニューラルネットワークを用いて画像色の抽出を行い、フッ素濃度の推定を行った。撮影の際に明るさは時間または環境によって変化する。水質の調査を目的にしているため野外で撮影することも少なくはないだろう。反射光が多い場合はシステムに入力する前にある程度厳選する必要はあるがニューラルネットワークに光の当たり具合を変化させた画像を学習させることで本来の色が抽出できるモデルを構築することができ、抽出した色で画像を生成することによってフッ素濃度を正しく判別することができた。

今後の課題として自己符号化器の部分では反射光の割合を変えた画像を用意し、最頻値画像と中央値画像の使い分けと中央値画像のみの学習を行い、評価を行うこと。フッ素濃度推定の部分では推定するフッ素濃度の細分化が挙げられる。現段階では 0.0ppm、0.5ppm、1.0ppm、1.5ppm の 4 種類であるが 0.1ppm 刻みで推定できるシステムを構築する予定である。0.1ppm の差を判別するためには画像の違いを精確に読み取る必要がある。したがって、自己符号化器の精度向上は必須である。また、今回の実験ではデータ数が 36 枚と少なくとも一致率が 100%となった。このシステムの実用性を示すためにデータ量を増やす必要がある。それに伴い処理が増え、時間がかかるので今後 GPU の実装を行う。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP16K01339 の助成を受けたものです。

文 献

- [1] Chainer: A Powerful, Flexible, and Intuitive Framework for Neural Networks
<http://chainer.org/>
- [2] 岡谷貴之著「深層学習」の理解を助ける補助資料 (第 5 章)
<http://artificial-intelligence.hateblo.jp/entry/2016/10/14/080000>
- [3] Chainer で tied weight な Autoencoder 作った
<http://qiita.com/hatoo@github/items/f1dec072dc774c08d66d>
- [4] Chainer の使い方
<http://ai-programming.hatenablog.jp/entry/2016/03/03/175252>
- [5] Chainer で caffemodel を読み込んで画像を分類する
<http://qiita.com/dsanno/items/2c9ccfc53b5019475e0e>