誤差関数に相関係数を用いた機械学習による 赤外スペクトルからの特徴量抽出

Feature Extraction from Infrared Spectroscopy by Machine Learning with Correlation Coefficient as Error Function

天谷 貴

Takashi Amagai

筑波大学大学院システム情報工学研究科

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba
s1820437@s.tsukuba.ac.jp

石丸 伊知郎

Ichiro Ishimaru

香川大学工学部知能機械システム工学科

Faculty of Engineering, Kagawa University
ishimaru@eng.kagawa-u.ac.jp**Keywords:** machine learning, error function, correlation coefficient, infrared spectroscopy

Summary

Conventionally when diagnosing diabetes, experts diagnose using infrared spectroscopy of blood in hospital. Recently, however Blood testing apparatus that are easily available at home are attracting a lot of attention as a preventive medicine. To realize this, it must be easy to measure by an ordinary person at any time. Therefore, I aim to develop a system to analyze infrared spectroscopy acquired from blood by machine learning. Neural networks are also used for pattern recognition problems such as biological signals. However, to discriminate the infrared spectrum, the input becomes high-dimensional, and in a device such as those used at home, large errors are included in the data, so the accuracy drops remarkably. In this study, as a basic study of the analysis of infrared spectroscopy by machine learning, I experimented to extract characteristic peaks from artificially generated data by a new machine learning. In the proposed machine learning, learning is performed by an error back propagation using a correlation coefficient for the error function to extract a waveform more than the value magnitude as a feature value. In this paper, I show the result of the experiment of extracting feature value from artificial data simulating infrared spectroscopy.

1. はじめに

糖尿病の診断の際、病院などで血液の赤外分光法を利用した専門家による診断がなされてきた。しかし、今日では予防医療の観点から、在宅で手軽に利用できる分光器を用いた血液成分検査装置が高い関心を集めている[Sato 16]。この在宅での予防医療を実現するにはこの装置が専門家なしで自律的に診断できるものでなくてはならない。そこで、分光器によって取得した赤外スペクトルを機械学習により在宅で手軽に分析できるシステムの開発を目指す。本研究では、機械学習による赤外スペクトルの分析の基礎検討として、新たな手法によって人工的に生成したデータの他、実際に小型装置によって得た赤外スペクトルから特徴的なピークを抽出する実験を行った。

非線形問題に強力な学習能力をもつ誤差逆伝播型ニューラルネットワーク [Rumelhart 86]はさまざまなパターン認識問題に応用されており、生体信号のパターン認識問題にも用いられている[Haselsteiner 00, Kelly 91]。しかし、赤外スペクトルを識別するには、入力が高次元となってしまうため、与えられたデータの中で表現できる組み合わせが飛躍的に大きくなり、有限な学習データから

十分な学習を行えず、汎化能力が著しく低下してしまう問題が生じる(“次元の呪い”)。

これに対し、高次元な入力に対して、ケモメトリックスによる高次元主成分分析を用いた圧縮法がある。この高次元主成分分析法は複雑なデータの情報をできるだけ損なわずに次元を圧縮し、データ構造を視覚的にとらえやすくする解析手法である[Mistek 15]。しかし、本研究で解析する赤外スペクトルは在宅で手軽に利用できるような分光器から得られた赤外スペクトルであり、得られたデータはそのときの測定条件などで、巨大なノイズを含むと考えられる。主成分分析でこのような巨大なノイズに埋もれてしまっている有用な情報を抽出することは困難である。

そこで本論文では、縦軸が相対強度であり横軸が波長である高次元データの赤外スペクトルデータに対し、特徴量となる波形やピークを抽出するため、値の大きさでなくグラフの形に着目し、誤差関数に相関係数を用いて誤差逆伝播法を行い、特徴量を示す結合重みを得る。この結合重みと学習データの回帰式の傾き・切片、それと相関係数の三つの値を入力値としたニューラルネットワークにより糖尿病の原因となるグルコースやアルブミンが存在するかの識別、濃度の推定、それと個人の識別を

行うシステムの提案をする。

特徴量を抽出する際、単純に与えるスペクトルデータを平均する方法も考えられるが、この方法では、特徴量のみの限定した抽出が行えない。そこで、新たに提案する相関係数を誤差関数とした機械学習では、与えられた複数のスペクトルから共通したピークの位置に近い波形の山、または連続した山を、そのピークの高さに関係なく、限定的に抽出することができる。また、この学習ではデータから共通する特徴的なピーク、波形を可視化することができるため、学習結果の説明能力が重視されるような場面でも有効である。

以下、第 2 章では提案する解析モデルについて述べ、第 3 章でどのように人工データに特徴量を与えたかの説明とこれを平均した場合の方法、また提案手法による特徴量を抽出する実験を行い、第 4 章では実際に小型装置から得たデータによる実験結果について述べ、最後にまとめる。

2. 提案手法による糖尿病診断システム

2・1 解析モデル全体の概要

図 1 に本論文で提案する解析モデルの概要を示す。この解析モデルは、提案する新たな機械学習により構成する特徴量抽出ネットワークや定量化ネットワークに分けて学習を行う。

与える学習データを横軸が波長、縦軸が相対強度である赤外スペクトルだとすると、特徴量抽出ネットワークでは、波長軸に対し任意の一定の間隔で分割する。この分割された区間ごとに学習を行い、区間内に相関がある

場合と相関がない場合で、波形を抽出する区間の選択を行うことができる。この分割した全区間内で誤差関数に相関係数を用いて勾配降下法を行い、与えた複数の学習データから共通する特徴的なピークを抽出する。このとき、区間をまたがってピークが検出される場合でも、以下の 2・3 節で述べる区間内の相対強度の補正を行うことで、区間をまたがって相対強度がずれることなく抽出が行える。勾配降下法とは誤差を算出する誤差関数を定義し、誤差が小さくなるように誤差関数内のパラメータの値を調整して理想的なパラメータを取得する手法である。この手法はニューラルネットワークの誤差逆伝播法などに用いられている[Rumelhart 85]。しかし、区間内で与えた複数のグラフに相関が低い場合は収束しないことになる。そこである一定以上の更新を行っても収束しない場合はその区間で 0 を代入するなどして、この区間での抽出のデータ選択を外す必要がある。以上のような学習を行うことで、与えた複数の学習データからピークの位置に近い波形の山、または連続した山を限定的に抽出することができる。

次に、学習を終えた結合重みから識別するテストデータに対し相関係数、回帰式の傾き・切片の三つの値を取得する。このように二つのデータから三つの特徴量に落とす方法は正規化相関という手法であり、工業画像処理の分野で二次元画像に対しテンプレート照合のため研究されてきた手法である[Bamea 72, Silver 87]。テンプレート照合とは、テンプレート画像と類似した画像を対象画像内から探し出す処理である。画像解析の場合、縦軸が輝度値で横軸が画像のピクセル数となる。相関係数はデ

図1. 解析モデル全体の概要

ンプレート画像とのマッチング度合い、回帰式の傾きはテンプレート画像との輝度値との倍率、回帰式の切片は画像全体でのバックグラウンドの輝度値の差を示す。本提案ではこの手法を一次元データに対して応用することで、三つの特徴量となる相関係数と回帰式の傾き・切片を得る。この得られた三次元特徴量をニューラルネットワークの入力値とする。特徴量抽出ネットワークで得られた特徴ピークをテンプレートとしてテストデータを正規化相関した場合、特徴量とした相関係数はテストデータが特徴波形を持つかどうかの判定を行う。また他の特徴量である回帰式の傾きと切片はこの特徴波形のピークの相対強度に対する、テストデータのピークの相対強度の倍率、切片は特徴波形のバックグラウンドの相対強度に対するテストデータのバックグラウンドの相対強度の差を示す。

最後に定量化ネットワークでは特徴量抽出ネットワークにより得られた相関係数と回帰式の傾き・切片を入力値とし、ニューラルネットワークによりテストデータの識別、濃度などの定量的な評価を行う。

2・2 誤差関数に相関係数を用いた特徴抽出

特徴量抽出ネットワークでは初めに、学習データを一定の間隔で分割し、また学習によって特徴量を示すこととなる結合重みは始め乱数によって作成する。次に、その結合重みと与える学習データを同じ一定の間隔で分割する。分割された区間ごとに、誤差関数に相関係数を用いた勾配降下法を行い、重みを共有したネットワークでの学習により結合重みを相関係数が最大になるように更新していく。

以下に一回の更新量を決める式の導出を示す。データ数 n の第 j 番目($j = 1, \dots, n$)の d 次元の学習データを $x^j(i) (i = 1, \dots, d)$ と表し、この学習データの標準偏差を S_x^j と表す。結合重み $y(i) (i = 1, \dots, d)$ の標準偏差を S_y と表す。学習データ $x^j(i)$ と結合重み $y(i)$ の共分散を S_{xy}^j 、相関係数を r^j と表す。まず、結合重み $y(i)$ がどれだけ学習データの特徴を表しているかを示す指針として以下の式(1)のような誤差関数を定義する。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (r^j - 1)^2 \quad (1)$$

この誤差関数は、ニューラルネットワークでよく用いられる二乗誤差関数の式に対して出力に当たるところを相関係数、教師信号を1とした式である。出力する相関係数が教師信号である1にどれだけ離れているかを示し、誤差関数 E が0に近づくほど与えた学習データと結合重み $y(i)$ の形状が類似していることを示す。この誤差関数 E を0に近づけるように結合重み $y(i)$ を更新するには、誤差関数 E に対する特徴グラフ $y(i)$ の傾きを求めればよいので、学習係数を η と表すと、一回のグラフ $y(i)$ の更新量は式(2)のように表せる。

$$\Delta y(i) = -\eta \frac{\partial E}{\partial y(i)} \quad (2)$$

ここで相関係数 r^j 、学習データの標準偏差 S_x^j 、結合重み S_y 、共分散 S_{xy}^j は式(3)～(6)のように示せる。

$$r^j = \frac{S_{xy}^j}{S_x^j S_y} \quad (3)$$

$$S_x^j = \sqrt{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (x^j(i) - \bar{x}^j)^2} \quad (4)$$

$$S_y = \sqrt{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (y(i) - \bar{y})^2} \quad (5)$$

$$S_{xy}^j = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (x^j(i) - \bar{x}^j)(y(i) - \bar{y}) \quad (6)$$

r^j は $y(i)$ の関数であるから誤差関数 E に対する $y(i)$ の微分は合成微分より式(7)のようになる。

$$\frac{\partial E}{\partial y(i)} = \frac{\partial E}{\partial r^j} \frac{\partial r^j}{\partial y(i)} \quad (7)$$

また、相関係数 r^j の $y(i)$ に対する微分は商の微分法より式(8)のようになる。

$$\frac{\partial r^j}{\partial y(i)} = \frac{\frac{\partial S_{xy}^j}{\partial y(i)} S_x^j S_y - S_{xy}^j S_x \frac{\partial S_y}{\partial y(i)}}{S_x^2 S_y^2} \quad (8)$$

次に式(8)で必要とする、共分散 S_{xy}^j に対する y_i の微分と標準偏差 S_y に対する $y(i)$ の微分は式(9)、(10)となる。

$$\frac{\partial S_{xy}^j}{\partial y(i)} = \frac{1}{m} (x^j - \bar{x}^j) \quad (9)$$

$$\frac{\partial S_y}{\partial y(i)} = \frac{y(i) - \bar{y}}{m S_y} \quad (10)$$

以上の式(7)～(10)を式(2)に代入することにより、グラフ $y(i)$ の一点一点に対し更新量を決定する式が求まる。

2・3 区間内の相対強度の補正

以上にまとめた学習のみでは相対強度が区間によってずれてしまう問題が生じてしまう。この補正方法を述べる。結合重み $y(i)$ の相対強度を学習グラフ $x^j(i)$ の相対強度に調整するには、結合重み $y(i)$ を相対強度軸方向に平行移動し、縮小(または拡大)することで相対強度の補正を行う。この平行移動量と拡大・縮小量は結合重みの相対強度を縦軸、学習データの相対強度を横軸とした散布図で示し、その回帰直線の切片の分だけ結合重み $y(i)$ の相対強度に対し平行移動させ、傾きの分だけ割れば、結合重みの相対強度の補正が行える。この計算を式(11)に示す。式(11)の $before y$ は補正前の結合重みの相対強度を示し、 $after y$ は補正後の結合重みの相対強度を示し、 α は学習データと特徴グラフの回帰式の傾きの平均を示し、 β は回帰式の切片の平均を示す。

$$after y = (before y - \beta) / \alpha \quad (11)$$

この縦軸の補正を特徴グラフが取得できた区間ごとに対して処理していく。

2・4 正規化相関により得られる三次元特徴量

次に、図 2 に示すようなデータを用いて正規化相関についての説明を行う。テストデータと結合重み、二つのグラフの同じ波長に対し、それぞれの相対強度を新たな二次元のグラフにプロットする。この新たなグラフの横軸を結合重みの相対強度、縦軸をテストデータの相対強度とする。これを、結合重みが取れている範囲（0 となっていない範囲）すべてに対して行う。こうして作成された新しいグラフの相関係数と回帰式の傾きと切片をニューラルネットワークの入力値とする。この処理からわかるように、相関係数はテストデータと結合重みの

図2. 正規化相関により得られる相関係数、回帰式の傾き・切片の例

図3. 人工データに与えた特徴量

形状の類似度を示し、回帰式の傾きはテストデータの結合重みに対する倍率、回帰式の値がテストデータの結合重みに対するバックグラウンドの相対強度の差を示すことがわかる。つまり、相関係数によってこのテストデータの識別を行えることがわかる。

3. 人工データを用いた特徴量抽出実験

3・1 特徴抽出を行う人工データ作成

二種類の高次元人工データを用いて、提案手法である機械学習により特徴量となる結合重みを抽出する実験を行い、この機械学習の有効性を検討する。まず生成した二種類の人工データ（低ノイズデータ、高ノイズデータとする）について説明する。生成した人工データは縦軸を相対強度、横軸を波長とした赤外スペクトルを模擬したデータである。まず、図 3 に示すようなそれぞれの人工データの同じ位置に現れるピークを特徴量として三つ（図 3 左のピークから特徴量ピーク 1、特徴量ピーク 2、特徴量ピーク 3 とする）を生成した。この特徴量は正規分布の形を基に作成していて、ピークの波長の位置は正規分布の平均値で設定し、ピークの山の幅は分散で設定し、ピークの高さも正規化相関に係数をかけることで設定した。この、三つの正規分布の平均値、分散、ピーク最大値の三つのパラメータは表 1 に示す。特徴抽出層ではこの図 3 に示す結合重みを抽出できればよいこととなる。また、人工データにはそれぞれにノイズとして、正規分布を低ノイズデータには 20 個、高ノイズデータには 30 個与えた。このノイズとした正規分布のパラメータは低ノイズデータでは表 2 で示す範囲から高ノイズデータでは表 3 に示す範囲から一様乱数によって与えた。最後にこのノイズを与えたデータに対し、相対強度（縦軸方向）に平行移動し、等倍を行った。この平行移動、等倍の値は低ノイズデータ、高ノイズデータどちらに対しても表 4 に示す範囲から一様乱数によって与えた。以上のように作成し、実際に実験に用いた 5 ずつ人工データが含まれる低ノイズデータ、高ノイズデータはそれぞれ図 4、図 5 に示す。図 4、図 5 の赤色で示されている範囲はそれぞれの人工データに与えている特徴量であり、

図4. 低ノイズデータ（人工データ）

図5. 高ノイズデータ（人工データ）

図6. 平均による処理（低ノイズデータ）

図7. 平均による処理（高ノイズデータ）

表1. 特徴量とした正規分布のパラメータ

	特徴量ピーク1	特徴量ピーク2	特長量ピーク3
平均値	9000	11000	13000
分散	150	150	150
ピークの最大値	30	40	50

表2. 低ノイズデータのノイズのパラメータ範囲

データセット1	最小	最大
平均	7000	15000
分散	100	200
ピークの最大値	10	30

表3. 高ノイズデータのノイズのパラメータ範囲

データセット2	最小	最大
平均	7000	15000
分散	50	80
ピークの最大値	15	25

表4. データの平行移動・等倍の範囲

	最小	最大
等倍	0.5	2.4
平行移動	0	30

緑色で示されている範囲は5つの人工データを平均した場合に抽出されてしまうピークの範囲を示している。本研究では、この赤色の範囲の特徴量のみを抽出することを目的としている。また、平均による抽出の欠点は以下の3・2節で述べる。

3・2 平均による処理の欠点

作成した人工データの低ノイズデータと高ノイズデータから図3のような特徴量となるピークを抽出する方法として単純に平均することが考えられる。そこで実際に平均して得られたグラフを図6、図7に示す。図6、図7の赤色で示された範囲が抽出したい特徴量であるが、平均による処理では他の緑色で示す範囲でもピークが検出されてしまっている。このように平均による処理では、どのピークが真に特徴量であるかわからず、このまま図1に示すような定量化ネットワークによって学習するにしても汎化能力は向上しない。つまり、新たな機械学習ではこの図6、図7に示す赤色の範囲の真に特徴量とするところのみを抽出しなくてはならない。

3・3 特徴量抽出実験の結果

提案する機械学習によって、実際に人工データである低ノイズデータと高ノイズデータに対して特徴量抽出実験を行った結果を示す。まず、それぞれのデータに対しては波長帯域 8000～14000[nm]を波長間隔 5nm ずつ離散化した 1201 点を入力値とした。それぞれのデータセットに対する学習時のパラメータは、両データセットに対する学習率は 0.1 とし、初期の結合重みは[0,0.1]の範囲の一樣乱数によって設定した。区間分割は低ノイズデータに対しては 50 点、高ノイズデータに対しては 40 点

図8. 低ノイズデータから得た特徴量

図9. 高ノイズデータから得た特徴量

に分けて学習を行った。epoch 数はそれぞれの区間で 10000 回とし、その時に得られた結合重みとそれぞれのデータの相関係数の平均が 0.95 を超えた区間では結合重みを特徴量として抽出し、超えない場合は 0 を代入した。使用した Optimizer はそれぞれバッチ学習とした。低ノイズデータ、高ノイズデータそれぞれに対して学習を行い得られた結合重みを図 8, 図 9 に示す。低ノイズデータから抽出した特徴量のそれぞれのピークは左のピークから波長位置 9000[nm], 11000[nm], 13000[nm] で取得することができ、高ノイズデータからは波長位置 8995[nm], 11000[nm], 12995[nm] で取得することができた。図 3 に示すように人工データにあらかじめ与えてある特徴量としたピークの波長位置は 9000[nm], 11000[nm], 13000[nm] であるので、それぞれ学習によって得た特徴量は人工データに予め与えていた特徴量とほぼ同じ波長位置で特徴量を抽出できたとわかる。よって、提案手法である新たな機械学習より人工データから特徴量抽出に成功したと言える。しかし、相関係数に閾値を設け収束しない場合に 0 を代入するという方法は作為的である。そこで、低ノイズデータに対して L2 正則化[Horel 70]により、特徴量とならない結合重みを 0 に自然に収束させる実験を行った。L2 正則化を用いて学習

図10. L2正則化により得た特徴量

を行う際の一回の更新量は以下の式(12)のように表される。

$$\Delta y(i) = -\eta \frac{\partial E}{\partial y(i)} - \lambda y(i) \quad (12)$$

L2 正則化による本実験では、区間 50 点に分け、 η を 0.1, λ を 0.001 とし Epoch 数はそれぞれの区間 10000 回で Optimizer はバッチ学習とした。以上の方法により低ノイズデータに学習を行った結果を図 10 に示す。図 10 に示すように、9000[nm], 11000[nm], 13000[nm]あたりで特徴量が取れているように見えるが、この得られた結合重みによって、全体のネットワークにおける後半部分の定量化ネットワークの学習を行う際、特徴量となる区間ではない 0 付近に値をとる区間からも相関係数、回帰式の傾き・切片を抽出してニューラルネットワークの入力値としてしまう問題が生じてしまうため、本研究ではそのまま 0 を代入する方法を取ることにした。

4. 実赤外スペクトルデータの特徴量抽出実験

実際に在宅で手軽に使用できると考えられる小型の分光イメージング装置 (メーカー: アオイ電子, 波長帯域: 8000~14000[nm]) から実際に得られたデータ[Kitazaki 18]を本提案手法である機械学習によって分析を行った結果を示す。小型装置の測定対象物は、人体の代わりに

図11. 小型装置から得られた赤外スペクトル (実データ)

図12. 実データから得られた特徴量

人体の水分量の近い寒天とした。この寒天には水とグルコースのみから作られており、この計測されたデータからは、グルコースの特有ピークである 9610[nm]付近に特徴量が取れば良いこととなる。小型装置から得られた赤外スペクトルを図 11 に示す。このデータは同条件の同対象物に対して 3 回測定し得られたデータである。波長帯域は 8000~14000[nm]の 10[nm]ごとの波長間隔に離散化した 601 点を入力値とした。学習率は 0.1 とし、初期重みは[0,0.1]の一樣乱数により設定した。区間分割は 10 点に分けて学習を行った。epoch 数はそれぞれの区間で 10000 回とし、その時に得られた結合重みとそれぞれのデータの相関係数の平均が 0.95 を超えた区間では結合重みを特徴量として抽出し、超えない場合は 0 を代入した。使用した Optimizer はバッチ学習とした。以上のパラメータにより得られた特徴量を図 12 に示す。図からわかるようにグルコースの特有ピークが 9610[nm]付近にあるのに対して、得られた特徴量のピーク相対強度が強いものとして波長位置 9570[nm]と 9600[nm]でピークを抽出した。よって実データから、機械学習によってグルコースの特有ピークに近いところでピークを持つ特徴量の抽出ができたことがわかる。しかし、問題としてグルコースの特有ピーク以外にも細かく特徴量としてピークが抽出されてしまっていることがある。これは、それぞれのデータのノイズが重なってしまい偶然に抽出されてしまったと考えられる。本論文では 3 データから特徴量を抽出しているが、単純にデータが増えればこのようなことは起こり難くなると考えられる。

5. おわりに

本論文では複数のスペクトルに対して、特徴的なピークのみを特徴量として抽出することにより、データを圧縮し、数少ないデータにより判断をできる手法の提案をした。また実際に人工データと小型装置から取得したデータの両方から提案手法より特徴量の抽出を行い、その有効性を示した。今後は他の事例、例えば病気の発生までの時系列データの特徴波形、株価の暴落に対する時系列の特徴波形、など新たな発展の可能性を探るとともに、

この提案手法の区間分割や特徴量の取れないところで 0 を代入するような人為的なところを自動で行えるようなネットワークのモデルを作りたい。

◇ 参考文献 ◇

- [Barnea 76] Barnea, D. I., and Silveanu, H. F.: A class of algorithms for fast digital image registration, *IEEE Transactions on Computers*, 100.2, p.179(1972)
- [Haselsteiner 00] Haselsteiner, E., and Pfurttscheller, G.: Using time-dependent neural networks for EEG classification, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8.4 p.457(2000)
- [Hoerl 70] Hoerl, A. E., and Kennard, R. W.: Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems, *Technometrics*, 12:1, p.55 (1970)
- [Kelly 91] Kelly, M. F., Paker, P. A., and Scott, R. N.: Neural network classification of myoelectric signal for prosthesis control, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 1.4 p.229(1991)
- [Kitazaki 18] Kitazaki, T., Kawasima, N., Yamamoto, N., Hiroyuki, N., Akira N., Wada, K., and Ishimaru, I.: Measurement of glucose concentrations inside agar using parametric standing wave to realize noninvasive blood glucose sensor, *Optical Society of America Computational Optical Sensing and Imaging*, JTu4A, p.18 (2018)
- [Mistek 15] Mistek, E., and Lednev, I. K.: Identification of species' blood by attenuated total reflection (ATR) Fourier transform infrared (FT-IR) spectroscopy, *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 407.24, p. 7435(2015)
- [Rumelhart 85] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J.: Learning internal representations by error propagation, *California Univ San Diego La Jolla Inst for Cognitive Science*, 8506 (1985)
- [Rumelhart 86] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J.: Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, Vol.323, Issue6088, pp.533-536(1986)
- [Sato 16] Sato, S., WeI, Q., Kawasima, N., Nogo, K., Hosono, A., Wada, K., Ishimaru, I.: Ultra-miniature one-shot Fourier-spectroscopic tomography, *Optical Engineering*, 02516 p.55(2016)
- [Silver 87] Silver, W. M.: Normalized correlation search in alignment, gauging, and inspection, *International Society for Optics and Photonics*, 755, p.23(1987)

[担当委員：三宅 陽一郎]

2018 年 4 月 28 日 受理

著 者 紹 介

天谷 貴 (学生会員)

2014 年香川大学工学部知能機械システム工学科入学, 2018 年 3 月同大学卒業. 同年 4 月筑波大学大学院システム情報工学科社会工学専攻入学.

石丸 伊知郎

1987 年大阪大学工学部卒業. 同年, (株)日立製作所, 2000 年香川大学助手, 2001 年同大学助教授を経て, 2008 年より同大学工学部知能機械システム工学科教授. 専門は主に医用生体工学・生体材料学, レーザ・超音波計測, 知的制御, 計測工学, 知能機械学・機械システム, 計測工学.