

動的モード分解を用いた水面越しの動画計測における 動物体を含むフレームの検出

○内田 大介[†], 山下 淳[†], 浅間 一[†]

[†]: 東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻

uchida@robot.t.u-tokyo.ac.jp

概要: 本研究では, 水面越しの動画計測によって得られる, 計測対象の判別もつかないほどひどく歪んだ画像フレームから, 動物体の映るフレームを特定する手法を構築する. データ駆動型の動的システム解析手法である動的モード分解を用いることにより, 計測動画を複数のモードに分解し, 特定のモードの空間パターンから動画中の動物体の情報を抽出する. 実験により提案手法の有効性を確認した.

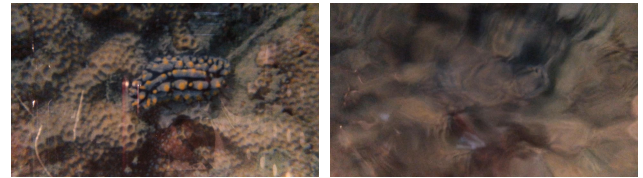
<キーワード> 動的モード分解, 動物体検出, 水面越しの動画計測

1 序論

環境調査の際に, 水中の魚の判別や, 個体数の数え上げを自動化することは重要であり, 漁業や絶滅種保護活動への応用が期待されている [1]. これまで, 複数の先行研究によって, 水中カメラによる動画計測を用いて水中環境調査を自動化するための研究が行われている [1–5].

水中環境の計測において, 水中カメラによる計測は広く用いられている一方で, この計測方法が適さない場合がある. 例えば, 激しい水流にさらされる河川の渓流域では, 水中カメラの設置, 使用が困難である場所が存在する. このような水中カメラの使用が制限される状況においては, 水中からの計測に代わり, 水面越しの計測が必要となる.

しかし, 水面越しのカメラ計測には, 水面の波によって引き起こされる光の屈折, 反射によって, 計測動画に歪みやぼけが生じ, 計測対象を鮮明に記録できない問題がある. この問題に対して, 水面越しのカメラ計測の際に生じる歪みを補正するための研究も複数行われているが [6–12], これらの手法は, 計測対象はすべて静止しているという仮定を必要とする. 主に魚などの動物体が調査の対象である水中環境調査において, この仮定条件を満たす状況は非常に少ない. また, この他にも, 水中から水面越しに水上を計測した動画において動物体を追跡する研究が行われているが [13], 比較的穏やかな水面を想定しており, 河川などの実環境下で複雑な水面の波が形成されるような一般的な状況は考慮されていない. このように, 水面越しの動画計測手法はまだ十分に確立されていない.



(a) 波の無い場合.

(b) 波がある場合.

図 1 水面越しの計測により得られた画像.

本研究では, 水面越しの動画計測によって得られる, 歪みによって計測対象が鮮明に記録できない動画の中から, 動物体の映るフレームを検出する手法を構築する. 図 1 に, 実験室環境で水面越しに撮影した画像を示す. 図より, 水面に波が生じることにより, 画像全体がひどく歪み, 計測対象の判別すら難しいことが分かる. このような計測画像しか得られない状況では, オプティカルフローや背景差分などの一般によく用いられる動画処理手法を適用することは難しい. 一方で, このような計測画像の歪みは, 水面波を形成する流体の運動と, 水面における屈折, 反射現象の間の複雑な相互関係の結果として生じるという特徴がある. よって, この一連の関係は 1 つの動的システムととらえることができ, 計測される動画に対しては, この動的システムの挙動の下に各フレームが記録されていると考えるべきである. そこで, 本研究では, 水面越しのカメラ計測を, 動的システムという視点からとらえ, データ駆動型の動的システム解析手法である動的モード分解 (Dynamic mode decomposition, DMD) を用いることによって動物体の映るフレームを検出する.

以下, 第 2 章では, 先行研究について述べる. 第 3 章では, 動的モード分解について説明する. 第 4 章では,

本研究で提案する、計測対象の判別も難しいほどひどく歪む動画の中から、動物体の映るフレームを特定する手法を説明する。そして、第5章では、提案手法の有効性を検証するために行った実験について説明し、第6章で結論を述べる。

2 先行研究

本研究に関連する先行研究として、水面波や大気の影響によって画像に歪みや劣化が生じる状況下で、動画中の動物体の検出や追跡を行う研究が複数行われている。

大気の影響による画像の劣化に関しては非常に数多くの研究が行われているが、その中で、動物体検出を行う研究も複数報告されており、例えば、文献 [14] では、大気の影響によって劣化した動画に対して、計測される各フレームが、背景、ノイズ（大気の影響による劣化）、動物体によって構成されているとし、行列の低ランク近似を用いて、ノイズの除去と動物体の検出を同時に行う手法を提案している。しかし、水面の波による画像の歪みは、大気の影響によるものよりも大きい場合、画像中の微小なノイズとして扱うことができない。

これに対して、水中から水面上に向かってカメラで撮影した際の水面波による歪みが存在する計測動画から動物体の検出を行う研究 [13] が報告されている。この研究では、計測画像の各ピクセルが、本来歪みが無かった場合に記録される位置に対して、歪みによって移動する成分と、動物体自体の移動の成分の和だけ移動するというモデルを立て、それらの変位ベクトルの共分散行列から導かれる特徴量を計算することによって動物体検出を行っている。しかし、この研究では、プールのような比較的穏やかな水面が想定されている。

このように、計測動画に特定のノイズが加わる状況の下で動物体の解析を行う研究は複数あるものの、本研究の想定する、計測対象の判別もつかない状況における動物体検出は、まだほとんど検討されていない。水面の波によって生じる歪みで画像に記録される計測対象の情報が大きく欠落する場合には、通常の画像処理、動画処理を適用するのは非常に困難である。そこで、本研究では、計測される画像の大部分にひどく歪みが生じた動画に対して、それらの背後に存在する、水面波を形成する流体の運動と、水面における光の屈折等の光学現象との間の複雑な相互関係を陽に考慮することによって、計測対象の判別がつかない状況下において適用可能な動物体検出手法を構築する。本研究で用いる動的モード分解 (Dynamic mode decomposition, DMD) とは、多次元時系列データを、増幅/減衰率と周波数をもつ複数の DMD

モードに分解する解析手法である。以下、動的モード分解を DMD と書く。DMD ははじめ、流体力学分野において提案され [15]、その後、他の研究分野においても広く応用されている。画像/動画処理に関連するものとしては、動画の前景/背景分離 [16–18]、画像の顕著性マップ作成 [19, 20]、動画のショット検出 [21]、顔の表情の微小な変化の検出 [22] など、様々なタスクに対して DMD が応用されている。

3 動的モード分解

DMD は、多次元時系列データに対して、これらがある線形変換によって決定されているものとして、その固有値分解を行うアルゴリズムである [23–26]。ここでは、動画解析を想定し、フレームレート $1/\Delta t$ で計測された動画 $\{\mathbf{I}(i) \in \mathbb{R}^{N_I \times M_I}\}_{i=1}^M$ (M 枚のフレーム) に対して、DMD を定式化する。ただしここで、計測動画はすべてグレースケールに変換したものとする。

行列 $\mathbf{I}(i)$ の各要素を 1 つの数ベクトル $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^N$ ($N = M_I N_I$) に配列し、 $\mathbf{X}, \mathbf{X}'$ を、次のように定める。

$$\mathbf{X} := [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_{M-1}], \quad \mathbf{X}' := [\mathbf{x}_2 \cdots \mathbf{x}_M] \quad (1)$$

DMD とは、次で定まる $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ を固有値分解することである。

$$\mathbf{A} := \mathbf{X}' \mathbf{X}^+ \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{X}^+$ は $\mathbf{X}$ の Moore-Penrose 逆行列を表す。

一般に、高次元データに対しては、 $\mathbf{A}$ のサイズは非常に大きくなるため、 $\mathbf{X}$ の POD モードが張る部分空間への射影によって次元を小さくした上で、固有値分解を行う。まず、 $\mathbf{X}$ の特異値分解を次のように表す。

$$\mathbf{X} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^* \quad (3)$$

$$(\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{N \times r}, \mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{r \times r}, \mathbf{V} \in \mathbb{R}^{M \times r}, \text{rank}(\mathbf{X}) = r)$$

次に、低次元化された $\tilde{\mathbf{A}} \in \mathbb{R}^{r \times r}$ を次で定める。

$$\tilde{\mathbf{A}} := \mathbf{U}^* \mathbf{A} \mathbf{U} = \mathbf{U}^* \mathbf{X}' \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^{-1} \quad (4)$$

そして、行列 $\tilde{\mathbf{A}}$ の固有値分解を次のように表す。

$$\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{W} = \mathbf{W} \mathbf{\Lambda} \quad (5)$$

$$(\mathbf{W} := [\mathbf{w}_1 \cdots \mathbf{w}_r], \mathbf{\Lambda} := \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r))$$

ここで、 $(\mathbf{w}_i, \lambda_i)_{i=1}^r$ は、 $\tilde{\mathbf{A}}$ の固有ベクトルとそれに対応する固有値である。DMD モード $\{\boldsymbol{\varphi}_i\}_{i=1}^r$ は、次で与えられる。

$$\boldsymbol{\varphi}_i := \mathbf{X}' \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{w}_i \quad (i = 1, \dots, r) \quad (6)$$

このとき、 $(\boldsymbol{\varphi}_i, \lambda_i)$ は、 $\lambda_i \neq 0$ ならば $\mathbf{A}$ の固有ベクトルとそれに対応する固有値と一致し、また逆に、 $\mathbf{A}$ の非

零の固有値とそれに対応する固有ベクトルの組すべては $(\varphi_i, \lambda_i)_{i=1}^r$ で与えられる [24].

ところで、(2) 式より、DMD ではデータ間に

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_i \quad (i = 1, \dots, M) \quad (7)$$

を満たす線形変換が成り立つことを期待していることが分かるが、これは、 $\text{null}(\mathbf{X}) \subset \text{null}(\mathbf{X}')$ ならば成り立つ [24]. 離散時間システム (7) は連続時間システムをサンプル周期 Δt で離散化したものだと考えると、この連続時間システムにおける、DMD モード φ_i に対応する固有値 ω_i は

$$\omega_i = \frac{\ln \lambda_i}{\Delta t} \quad (i = 1, \dots, r) \quad (8)$$

と表される. DMD の結果、データ $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^M$ はこの連続時間線形システムの解 $\mathbf{x}_{\text{rec}}(t)$ と同一視され、 r 個の DMD モードに分解されたことになる.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{\text{rec}}(t) &= \sum_{i=1}^r b_i \exp(\omega_i t) \varphi_i \\ ([b_1 \dots b_r]^T &:= [\varphi_1 \dots \varphi_r]^+ \mathbf{x}_1) \end{aligned} \quad (9)$$

4 提案手法

4.1 水面越しから計測した動画の DMD モード解析

本研究では、DMD モードを、固有値の虚部、つまり周波数に注目し、固有値の虚部の絶対値が小さい順に第 1 モード、第 2 モード、... というように呼ぶことにする. ただし、複数の固有値の虚部の絶対値が互いに等しい場合は、固有値と虚軸との距離が小さいモードから順に小さい数を割り当てることにする. よって、第 1 モードは原点に最も近い固有値をもつ. また、複素共役の関係にある固有値の対に対しては、互いに同じモード名をもつこととする.

そして、提案手法では、動物体の映るフレームは、動物体が映らないフレームに対して、第 2 モードに顕著な空間パターンの違いが生じると仮定する. ここで、空間パターンとは、DMD モードを元の行列に再配列した際に現れる画像としてのパターンを指す. この仮定は次の理由による.

まず、計測対象は前景と背景により構成され则认为る. 前景を動物体であると定めると、背景を構成する計測対象はすべて静止していることになる. そして、実際に計測される動画の輝度値 (画像としてのパターン) 及びその変化は、前景と背景、歪みの 3 つの要素に分解される.

次に、各 DMD モードがこれら 3 つの要素と対応した形で抽出されると仮定する. 背景の輝度値は常に一定と

Algorithm 1 Proposed algorithm

Input: $\{\mathbf{I}(i) \in \mathbb{R}^{N_I \times M_I}\}_{i=1}^H$

Output: $J = J(k)$

for $k = 1 : \lfloor \frac{H-1}{M+1} \rfloor$ **do**

$J(k) = 0$

$\varphi_2 = \text{DMD}(\{\mathbf{I}(i)\}_{i=k}^{k+M-1})$

$(\mathbf{P})_{ij} = \begin{cases} 1 & (\text{abs}(\varphi_2)_{ij} \geq p_{\text{th}}) \\ 0 & (\text{others}) \end{cases}$

$(1 \leq i \leq N_I, 1 \leq j \leq M_I)$

Split $\mathbf{P}$ into a set of patches:

$\{\mathbf{P}'(i) \in \mathbb{R}^{n' \times m'}\}_{i=1}^l$

for $s = 1 : l$ **do**

$J' = \begin{cases} 1 & (\sum_{i=1}^{n'} \sum_{j=1}^{m'} (\mathbf{P}'(s))_{ij} = 0) \\ 0 & (\text{others}) \end{cases}$

$J(k) \leftarrow J(k) + J'$

end for

$k \leftarrow k + M$

end for

なるため、DMD モードとしては第 1 モード (理想的には原点に固有値をもつモード) に対応する. そして、静止した背景の次に小さい周波数をもつ第 2 モードは、前景である動物体に対応し、第 3 モード以上の高周波数をもつ高次のモードには、歪みに対応すると仮定する. なぜならば、図 1(b) に示すような、計測対象の判別もつかないほどの歪みを発生させる非常に複雑な形状の波は、一般に、高周波成分を多く含む信号としてフレームに記録され、フレーム内の動物体の移動を表すモードよりも必ず高い周波数をもつモードに対応することが期待できるからである. 一方、水流の存在しないプールや池など、水面の波の波長が比較的大きい場合は、歪みによるノイズは低周波成分を多く含んだ信号になるが、この場合は、計測動画の歪みの程度も小さくなる. よって、本研究の想定する計測対象の判別が困難になる状況では、このような、動物体に対応するモードよりも小さい周波数のモードに歪みに対応する可能性は無視できるほど十分小さいと考えられる.

ここで、動画に動物体が映らない場合を考えると、動画の輝度値及びその変化を構成する要素は、第 1 モードに対応する背景と、高周波成分を多く含む歪みの 2 つとなるが、上のモード名の定義に従えば、この場合、第 2 モードにも歪みに対応する. つまり、動物体が映る場合と映らない場合では、第 2 モードに指定されるモードの物理的な意味がまったく異なる. 提案手法では、この差

異に注目し、続いて DMD モードの空間パターンを調べることによって、動画に映る動物体の情報を抽出する。

4.2 パターン図を用いたスコアの算出

次に、空間パターン、つまり、DMD モードを元の行列に再配列した際の画像としてのパターンに着目する。各 DMD モードでは、対応する計測動画を構成要素（背景、前景、歪み）に応じて、相対的に非常に大きい値をもつ成分の配置関係によってパターンが構成される。

提案手法では、モードの各成分の絶対値のうち相対的に非常に大きい値をもつ成分に 1、それ以外の成分に 0 を対応させることで第 2 モードの空間パターンを 2 値化した画像 $\mathbf{P}$ をパターン図と呼ぶことにする。このとき、歪みはフレーム全体にわたって発生するため、歪みに対応したパターン図には、フレーム全体にわたってパターンが現れると考えられる。一方、前景である動物体に対応したパターン図には、フレームの中で動物体が映る領域にのみパターンが現れ、フレームの他の大部分の領域にはパターンは現れないと考えられる。よって、提案手法では、パターン図を複数のパッチ $\{\mathbf{P}'(i)\}$ に分割し、パターンが含まれないパッチ（領域内のすべてのピクセルの輝度値が 0 のパッチ）の数をスコア J として計算し、スコアが相対的に非常に大きな値をとったフレームに動物体が映っていると判定する。

以上の提案手法を、アルゴリズム 1 にまとめる。ここで、提案アルゴリズム中の M は DMD を 1 回適用し 1 枚のパターン図を求める際に使用するフレーム枚数を表す。一般に、動的モード分解で推定する線形変換 $\mathbf{A}$ のランクは

$$\text{rank}(\mathbf{A}) \leq \min \text{rank}\{\mathbf{X}', \mathbf{X}^+\} \quad (10)$$

より、高々 $M-1$ であるから、推定するシステムの挙動を正確にとらえるためには M は大きい値をとる方が望ましい。一方で、本研究においては、1 回の DMD の適用に使用するフレームすべてに動物体が映っていることが望ましい。なぜならば、DMD は対象データを線形系のモードの線形和として表現するため、使用するフレーム



図 2 動物体の映るフレーム。



図 3 実験において動物体として用いた電動の模型。

のわずかな一部にのみ動物体が映るような場合は、動物体を 1 つの DMD モードとして抽出することが難しくなるからである。このトレードオフの関係をふまえ、第 5 章の実験による検証ではすべて $M = 30$ (1 秒間) とした。

5 実験

提案手法の有効性を検証するために、実験を行った。

5.1 実験環境, 実験手順

室内において、スタンドで撮影位置を固定したカメラによって、水槽の上から水面越しに動画を撮影した。水槽の底面には背景として海底の画像を印刷した紙を設置し、水面近くに設置した水流ポンプによって水面波を発生させた。そして、動物体として、図 3 に示す魚の電動の模型を水槽に入れた。カメラのフレームレートは 30 fps, フレームサイズは $(n_1 =)1080 \text{ pixel} \times (n_2 =)1920 \text{ pixel}$ であり、室内の照明による過度な水面の光の反射を抑えるために、ライトを水槽の側面側から照射して実験を行った。実験で計測された動物体の映るフレームを図 2 に示す。水面の波によって、動物体の形状の判別が非常に困難であることが分かる。

5.2 実験結果

計測した動画に対し、本研究の提案アルゴリズムを用いて、スコア J を計算した。パッチのサイズは $(n' =)270 [\text{pixel}] \times (m' =)270 [\text{pixel}]$ とし、行方向、列方向ともに 265 [pixel] ずつオーバーラップさせてパッチを作成した。また、パターン図を求める際の閾値は $p_{\text{th}} = 12\text{e-}04$ に設

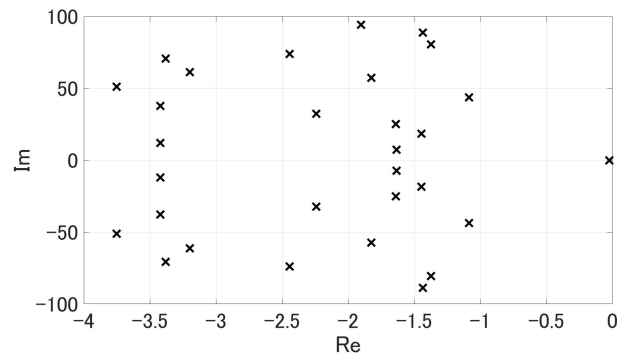


図 4 DMD モードの固有値。



図5 動物体の映らないフレームのパターン図.



図6 動物体の映るフレームのパターン図.

定した.

計測動画の DMD モードの固有値の例を図 4 に示す. 原点付近に背景に対応する第 1 モードの固有値があり, 歪みに対応した高周波数のモードも複数確認できる. また, 動物体が映らないフレームのパターン図の例を図 5 に, 動物体の映るフレームのパターン図を図 6 に示す. 動物体が動画に映らない場合にはフレーム全体にわたって歪みに対応したパターンが抽出され (図 5), 動物体が動画に映る場合には動物体に対応したパターンが一部の領域にのみ抽出されていることが分かる (図 6).

計測動画に対して提案アルゴリズムを適用した結果のスコアを. 図 7 に示す. 横軸はフレーム番号, 縦軸はアルゴリズム 1 中のスコア J である. 図中の背景を着色

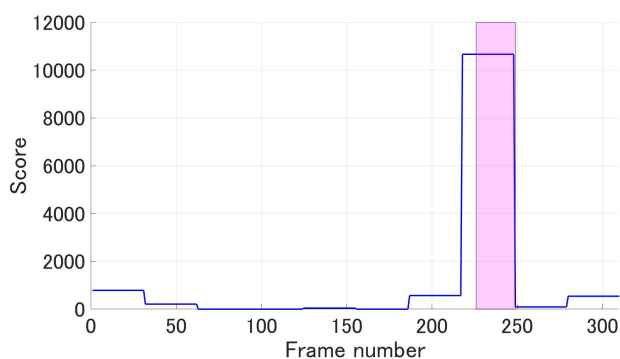


図7 スコア J .

してある区間は, 動物体がフレームに映っている区間を示す.

図より, 提案手法によって, 動物体の映りこむフレームを含む小区間のスコアが, 他の小区間と比較して明らかに大きくなっており, 動物体の映りこむフレームの特定が可能であることが分かる.

6 結論

本研究では, 水面越しの動画計測によって得られる, 水面の波によって計測対象の判別がつかないほどひどく歪みの生じた動画の中から動物体の映るフレームを特定する手法を提案した. 提案手法では, 時間とともに複雑に形状を変化させる水面の波と, 水面における光の屈折, 反射現象との間の複雑な相互関係によって動画の歪みが生じることに着目し, これらを 1 つの動的システムととらえた. そして, 動的モード分解を用いて計測動画の DMD モードを周波数及び空間パターンに注目して解析することにより, 動物体に関する有意な情報をパターン図として抽出した. そして, パターン図をもとに, 動物体の映るフレームを特定するアルゴリズムを構築した. また, 実験により, 提案手法の有効性を確認した.

参考文献

- [1] Paweł Forczmański, Adam Nowosielski, and Paweł Marczeski. Video stream analysis for fish detection and classification. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Vol. 342, pp. 157–169, 2015.
- [2] C. Spampinato, Y.-H. Chen-Burger, G. Nadarajan, and R. Fisher. Detecting, tracking and counting fish in low quality unconstrained underwater videos. In *Proceedings of the Third International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, Vol. 2, pp. 514–519, 2008.
- [3] V. Shevchenko, T. Eerola, and A. Kaarna. Fish detection from low visibility underwater videos. In *Proceedings of the 2018 24th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 1971–1976, 2018.
- [4] F. Evans. Detecting fish in underwater video using the em algorithm. In *Proceedings of the 2003 International Conference on Image Processing*, pp. III–1029, 2003.
- [5] B. Zion, A. Shklyar, and I. Karplus. In-vivo fish sorting by computer vision. *Aquacultural Engineering*, Vol. 22, No. 3, pp. 165–179, 2000.
- [6] A. Efros, V. Isler, J. Shi, and M. Visontai. Seeing through water. In *Proceedings of the Neural Information Processing Systems Conference*, 2004.
- [7] Z. Wen, A. Lambert, D. Fraser, and H. Li. Bispectral analysis and recovery of images distorted by a moving water surface. *Applied Optics*, Vol. 49, pp. 6376–6384, 2010.

- [8] O. Oreifej, G. Shu, T. Pace, and M. Shah. A two-stage reconstruction approach for seeing through water. In *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2011*, pp. 1153–1160, 2011.
- [9] K. Halder, M. Paul, M. Tahtali, S. Anavatti, and M. Murshed. A centroid algorithm for stabilization of turbulence-degraded underwater videos. In *Proceedings of the 2016 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. 1–6, 2016.
- [10] Z. Zhang and X. Yang. Reconstruction of distorted underwater images using robust registration. *Optics Express*, Vol. 27, pp. 9996–10008, 2019.
- [11] Y. Tian and S. Narasimhan. Seeing through water: Image restoration using model-based tracking. In *Proceedings of the 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pp. 2303–2310, 2009.
- [12] Z. Li, Z. Murez, D. Kriegman, R. Ramamoorthi, and M. Chandraker. Learning to see through turbulent water. In *Proceedings of the 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*, pp. 512–520, 2018.
- [13] M. Alterman, Y. Schechner, P. Perona, and J. Shamir. Detecting motion through dynamic refraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 35, No. 1, pp. 245–251, 2013.
- [14] O. Oreifej, X. Li, and M. Shah. Simultaneous video stabilization and moving object detection in turbulence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 35, No. 2, pp. 450–462, 2013.
- [15] P. Schmid and J. Sesterhenn. Dynamic mode decomposition of numerical and experimental data. In *Sixty-First Annual Meeting of the APS Division of Fluid Dynamics*, 2008.
- [16] S. Pendergrass, S. L. Brunton, J. N. Kutz, N. B. Erichson, and T. Askham. Proceedings of the dynamic mode decomposition for background modeling. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, pp. 1862–1870, 2017.
- [17] J. N. Kutz, X. Fu, S. L. Brunton, and N. B. Erichson. Multi-resolution dynamic mode decomposition for foreground/background separation and object tracking. In *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop*, pp. 921–929, 2015.
- [18] Jacob Grosek and Nathan Kutz. Dynamic mode decomposition for real-time background/foreground separation in video. 2014. arXiv:1404.7592.
- [19] O. K. Sikha, S. Sachin Kumar, and K. P. Soman. Salient region detection and object segmentation in color images using dynamic mode decomposition. *Journal of Computational Science*, Vol. 25, pp. 351–366, 2018.
- [20] O. K. Sikha and K. P. Soman. Multi-resolution dynamic mode decomposition-based salient region detection in noisy images. *Signal, Image and Video Processing*, pp. 1–9, 2019.
- [21] C. Bi, Y. Yuan, J. Zhang, Y. Shi, Y. Xiang, Y. Wang, and R. Zhang. Dynamic mode decomposition based video shot detection. *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 21397–21407, 2018.
- [22] A. C. Le Ngo, S. Liong, J. See, and R. C. Phan. Are subtle expressions too sparse to recognize? In *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing*, pp. 1246–1250, 2015.
- [23] J. Nathan Kutz, Steven L. Brunton, Bingni W. Brunton, and Joshua L. Proctor. *DYNAMIC MODE DECOMPOSITION Data-Driven Modeling of Complex Systems*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2016.
- [24] J. Tu, C. Rowley, D. Luchtenburg, S. Brunton, and N. Kutz. On dynamic mode decomposition: Theory and applications. *Journal of Computational Dynamics*, Vol. 1, No. 2, pp. 391–421, 2014.
- [25] C. Rowley, I. Mezić, S. Bagheri, P. Schlatter, and D. Henningson. Spectral analysis of nonlinear flows. *Journal of Fluid Mechanics*, Vol. 641, pp. 115–127, 2009.
- [26] P. Schmid. Dynamic mode decomposition of numerical and experimental data. *Journal of Fluid Mechanics*, Vol. 656, pp. 5–28, 2010.

内田 大介：2019 年 3 月大阪府立大学工学域機械系学類航空宇宙工学課程卒業。2019 年 4 月東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻修士課程入学。現在，データ駆動型動的システム解析及びその画像処理，動画処理への応用に関する研究に従事。

山下 淳：2001 年 3 月東京大学大学院工学系研究科精密機械工学専攻博士課程修了，博士（工学）。静岡大学助手，助教，准教授を経て，2011 年 10 月東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻准教授，現在に至る。知能ロボット，コンピュータビジョン，画像処理の研究に従事。

浅間 一：1984 年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。1986 年理化学研究所研究員補。同副主任研究員等を経て，2002 年東京大学人工物工学研究センター教授。2009 年同大学院工学系研究科教授。IEEE フェロー。日本ロボット学会フェロー。日本機械学会フェロー。