

すべり摩擦係数別路面状態の推定における 車両プローブデータの影響度について

(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム ○奥村 航太
元(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム 大廣 智則
(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム 伊東 靖彦

冬期の道路管理について、現況の路面状態が推定できれば、凍結防止剤散布車の出動や散布操作の判断など、有益な情報をもたらすと考えられる。本研究では、一般的な車両の走行挙動などを記録する車両プローブデータを活用し、路面のすべり摩擦係数を基準に路面状態の推定するモデルを構築した。そこで路面状態を推定するための特徴量とその影響度を定量的に評価した。

キーワード：除雪・防雪、冬期路面管理、路面状態、プローブデータ、機械学習

1. はじめに

積雪寒冷地の冬期では路面凍結によるスリップ事故が毎年発生する。その対策として、道路維持管理作業において実施される凍結防止剤、防滑材の散布は重要である。これらの実施判断は天気や気温などのほか、目視による路面状態の把握を参考としている。一方、近年の車両には走行位置や加速度などの情報を取得する機能とともに、インターネットに接続できるシステムが搭載されるようになってきた。そこで走行する一般車両が取得できるプローブデータによって、網羅的に路線全体を高頻度で路面状態の把握が可能となれば、雪氷路面の対策方法や出動判断に活用できる。つまりプローブデータによる路面状態の把握は冬期の道路管理において効率化に繋がると考えた。

一方、冬期の道路管理で行われる凍結防止剤散布について自動散布の試行運用が行われている¹⁾。現在、道内で試行運用されている自動散布システムは事前に散布する区間に散布量や散布幅等の散布方法を設定して、運用するものである。しかし局所的な凍結路面の発生や明らかに乾燥した散布区間では、オペレーターの操作によって従来の手動散布に切り替える必要性がある。散布の可否や量はオペレーターの知見や裁量によるため、過剰もしくは過小となる可能性が考えられる。その対策としてドライブレコーダーなどのカメラ画像から散布の可否や散布量を調整する完全自動化に向けたシステムの開発が一例として挙げられる。現在、寒地土木研究所では画像データから路面のすべり摩擦係数を精度する研究が進められている²⁾。しかし凍結防止剤の散布は夜間の作業あることや積雪深さの把握など、路面状態をカメラ画像から推定するには、いくつか課題が残っている。

以上より、車両プローブデータから冬期にみられる路面状態を推定する手法の開発を目指すことは有益である

と考えられる。加えて、車両が走行中に得ることができる車体の加速度、車輪速度、ハンドル操舵角といったプローブデータを用いて路面状態を推定し、冬期の道路管理に反映させた事例は見当たらない。

そこで本研究では一般道における走行調査によって取得した車両プローブデータを活用し、すべり摩擦係数別の路面状態を推定する。推定のために機械学習モデルを構築し、精度検証を行った。また車両挙動の特徴を指標化したデータセットの作成方法を提案し、走行調査で取得したデータから算出する特徴量について路面状態の推定への影響度を評価する。今後の凍結防止剤散布車の完全な自動散布化に向けた基礎資料とすることが本研究の目的である。

2. 調査方法

(1) 調査日程と路線及び車両

走行調査は2023/1/25～2023/2/21の内、15日間において、寒地土木研究所（札幌市豊平区）と道の駅 望羊中山（喜茂別町）を発着点とした主に国道230号を通る区間とした。調査区間は発着点間の標高差は約800mあり、それに伴う気温差から様々な路面状態が出現することを見込んで選定した。この区間を一般的なSUVの計測車両で調査を行い、路面状態および車両プローブデータの取得をした。それらのデータ取得のために計測車両に取り付けた3つの装置について、概要を次節に示す。

(2) 計測装置と取得データ

取り付けた3つの装置を用いて取得したデータの一覧を表-1に示す。

1つ目の装置は連続路面すべり抵抗値測定装置 (Halliday Technology RT3³⁾、以下、RT3とする) である。この装置から路面のすべり抵抗値[*HFN*]を10 Hzで取得した。このすべり抵抗値をA. Saïda et al.²⁾と同様の手法で導かれた換算式(1)により、路面のすべり摩擦係数 μ に変換した。

$$\mu = 0.0083 \text{ HFN} \quad (1)$$

なお、*HFN*はRT3独自の指標である。これ以降*HFN*を、すべり摩擦係数に変換した値で分析を進める。

2つ目はGNSSデータロガーとアナログ画質のビデオレコーダー、車両内部の信号であるCAN情報の入力を組み合わせたデータロガー (RACELOGIC社のVIDEO VBOX Pro⁴⁾、以下、CANロガーとする) である。これによって車両挙動を示す加速度やハンドル操舵角度、各車輪速度などの車両プローブデータを20 Hzで取得した。

3つ目は温度センサ (ヴァイサラ社のSurface Patrol⁵⁾) である。この温度センサから外気温と路面温度を取得した。サンプリング周波数10 Hzである。

これら3つの装置から得られたデータを計測時刻を基準に結合した。ただしRT3の計測において低速時の不安定な挙動を除くためRT3の車両速度が20 km/h未満のデータは分析の対象外とした⁶⁾。

3. 特徴量の編集

(1) プローブデータによる新たな特徴量の算出

車両プローブデータから得られたデータ、4つの特徴量を定義した。ここで活用した取得データは、筆者らによる研究⁷⁾における寄与度を参考に、選定した。それらの特徴量の算出式を下記に示す。

1つ目は前方の左車輪と右車輪の速度差の割合を示す前方車輪速度差割合 V_{per} [%]の式(2)である。2つ目は前方の左車輪と右車輪の速度差を示す前後車輪速度差 V_{diff} [km/h]の式(3)である。割合と差分の指標を用いることにより計測車両の走行速度に因らず、路面状態によって車輪速度に現れる差を把握できると考えた。

3つ目はGNSS車体速度 V_g [km/h]と四輪平均速度 V_{ave} [km/h]の割合を示すスリップ率 S である。スリップ率の式(4)に関しては制動時の車輪のロックと駆動時の車輪の空転を考慮するため鈴木ら⁸⁾を参考にした。

4つ目は左右加速度ハンドル操舵角 H_{rld} を式(5)である。これは計測車両にみられた左右加速度とハンドル操舵角速度を乗じた値である。これにより、ハンドル操舵と計測車両の進行方向に対して左右方向の加速度の関係を指標化した。具体的にはハンドルを切った際に、すべり摩擦係数が低い路面であれば、左右加速度が小さくなることが考えられる。つまり左右加速度とハンドル操舵角速

表-1 取得データの項目

取得装置	取得データ	単位	サンプリング周波数
RT3	すべり抵抗値	HFN	10
	計測時刻	—	
	前方右車輪速度	km/s	
	前方左車輪速度	km/s	
	後方右車輪速度	km/s	
CAN ロガー	後方左車輪速度	km/s	20
	GNSS速度	km/s	
	左右加速度	m/s ²	
	ハンドル操舵角度	deg	
	計測時刻	—	
温度 センサ	外気温	°C	10
	路面温度	°C	
	計測時刻	—	

度を乗じた H_{rld} は0に近い値となる。一方、ハンドル操作に対して左右方向の加速度が得られた場合、 H_{rld} は、すべり摩擦係数が低い路面より大きな値を取ると考えられる。

$$V_{per} = \begin{cases} \frac{V_{fr} - V_{fl}}{V_{fr} + V_{fl}}, & V_{fl} \neq V_{fr} \neq 0 \\ 0, & V_{fl} = V_{fr} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$V_{diff} = V_{fr} - V_{fl} \quad (3)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V_g - V_{ave}}{V_{ave}}, & V_{ave} > V_g \\ \frac{V_g - V_{ave}}{V_g}, & V_g > V_{ave} \\ 0, & V_{ave} = V_g \end{cases} \quad (4)$$

$$H_{rld} = \frac{F_{rl}H}{f} \quad (5)$$

ただし、 V_{fr} :前方右車輪速度[km/h]

V_{fl} :前方左車輪速度[km/h]

V_{rr} :後方右車輪速度[km/h]

V_{rl} :後方左車輪速度[km/h]

V_g :GNSS車速[km/h]

V_{ave} :四輪平均車輪速度[km/h]

$$\left(= \frac{V_{fr} + V_{fl} + V_{rr} + V_{rl}}{4} \right)$$

F_{rl} :左右加速度[m/s²]

H :ハンドル操舵角度[deg]

f :CANロガーのサンプリング周波数(20 Hz)とする。

(2) すべり摩擦係数別路面状態の考え方

計測した路面のすべり摩擦係数 μ は4段階にクラス分けをした。クラス毎の閾値は $\mu < 0.15$ 、 $0.15 \leq \mu < 0.3$ 、 $0.3 \leq \mu < 0.6$ 、 $0.6 \leq \mu$ とした。なお、一般的に $\mu < 0.3$ は圧雪や凍結等の雪氷路面に分類される⁹⁾。またクラス間のサンプル数の偏りは機械学習において満足に学習が進まない可能性があるため、 $\mu = 0.3$ 以外の閾値 $\mu = 0.15$ 及び 0.6 はクラス間のサンプル数に大きな偏りを生じないように設定した。

(3) 特徴量の生成とデータセットの作成

車両プローブデータから新たな特徴量の生成と選択には `python` の時系列データの分析用のパッケージである `tsfresh` を利用した。`tsfresh` は時系列データの平均値や標準偏差などの基本的な統計指標や自己相関係数やフーリエ変換より得られる指標を自動かつ網羅的に特徴量を算出することができる¹⁰⁾。今回の分析では計測集計区間として 100 m 間を走行する計測車両の車両プローブデータから、第3章1節の手法で算出した特徴量と左右加速度の合計5項目に対して、`tsfresh` により各783種類を新たな特徴量として生成した。さらに欠損値を含むもの、及びある特徴量が他の特徴量と同一になった場合などの特徴量を切捨てた結果、1,481種類の特徴量が選択された。

これに計測車両に取り付けている温度センサによる外気温、路面温度、並びに第3章2節で取り上げたすべり摩擦係数別路面状態を合わせて本研究のデータセットとした。

なお、外気温、路面温度及び路面状態は各 100 m の区間の走行時における中央値とした。よってデータセットにおける説明変数は1,481種類の特徴量に外気温と路面温度を追加した1,483種類の特徴量とし、目的変数はすべり摩擦係数別の路面状態とした。これら外気温、路面温度及び路面状態は `tsfresh` による特徴量の生成を実行しなかった。なぜなら温度に関するデータは 100 m の区間の中央値によるもので変化量が小さいためである。また路面状態は目的変数であるためである。

以上により作成したデータセットについて、計測日、すべり摩擦係数別路面状態の計測延長、および外気温と路面温度の平均値を表-2に示す。すべり摩擦係数別路面状態の計測延長を取りまとめたことによって、各計測日にどのようなすべりやすさの路面が主に出現していたのが明瞭になった。

(4) 機械学習モデルを用いた路面状態推定方法

計測車両により得られた車両プローブデータと路面状態のデータの関係性を機械学習でモデルの構築を行う。本研究では推定結果を出力する時間が短く、単純な構造に関わらず良好結果が得られることが知られているランダムフォレスト（以下、RF とする）で機械学習モデルを構築した¹¹⁾。RF は説明変数の寄与度を確認できる利

表-2 計測日毎のデータ概要

日付	計測延長[km]				合計	外気温 [°C]	路面温度 [°C]
	$\mu < 0.15$	$0.15 \leq \mu < 0.3$	$0.3 \leq \mu < 0.6$	$0.6 \leq \mu$			
1/25	79.1	38.6	10.1	0.8	128.6	-13.0	-12.4
1/27	28.4	31.5	42.5	42.2	144.6	-7.9	-6.7
1/30	48.8	23.6	20.4	47.1	139.9	-6.1	-5.2
2/1	67.7	14.0	13.5	44.4	139.6	-3.7	-3.2
2/3	55.3	42.4	25.2	18.2	141.1	-7.5	-6.7
2/6	41.9	35.4	28.0	37.8	143.1	-2.7	-2.5
2/7	2.9	7.7	28.7	104.2	143.5	-5.0	-3.3
2/8	0.1	0.3	16.3	52.7	69.4	-3.3	0.9
2/10	3.6	15.1	33.9	89.7	142.3	-5.0	-4.2
2/13	26.2	24.8	15.4	75.3	141.7	-2.6	-0.2
2/14	0.9	15.4	2.7	23.7	42.7	-3.0	-0.2
2/15	79.1	53.3	3.3	5.3	141.0	-8.5	-6.9
2/16	26.9	43.8	31.4	39.0	141.1	-4.7	-3.5
2/20	59.5	13.1	0.2	0.2	73.0	-5.7	-5.2
2/21	46.9	53.5	12.0	32.9	145.3	-6.4	-3.4

点がある。

a) データセットの分割

全調査分のデータセットは18,769行1,483列となった。一般的に教師ありの機械学習モデルの構築は学習データとテストデータに分割する。学習データとはモデルの構築のみに活用するデータ群であり、テストデータはそのモデルの精度を確認するために活用する。今回は調査最終日の2月21日をテストデータとして、それ以外を学習用データとした。

b) RF の寄与度と特徴量間相関を用いた特徴量の選定

`tsfresh` を活用して生成した特徴量には平均値や中央値等といった性質の似た特徴量も含まれる。性質の似た特徴量の相互間には、相関が高くなる。一般的に過剰な説明変数の活用はモデル構築の遅延や汎化性の低下をもたらす。よって図-1の方法で全1,483種類の変数と特徴量の選定を試みた。

RFには機械学習モデルを構築した際、目的変数を推定するための寄与度を取得できる。これを活用し、全1,483種類の特徴量による寄与度を降順で順位付けを行った（図-1の①）。さらに各特徴量は、寄与度がより上位にある各特徴量間との相関係数 R を総当たりで計算する（図-1の②）。その際、上位にある特徴量との最大相関係数 R_{max} を取得する（図-1の③）。その最大相関係数 R_{max} について、 $R_{max} > 0.9$ であった場合、各特徴量の相互間における下位の特徴量をモデルの構築の選択肢から除いた（図-1の④）。

相関係数 R を確認した後のモデル構築に採用する特徴量の内、寄与度が上位100分の1に当たる14種類に絞り、路面状態の推定モデルを作成した。

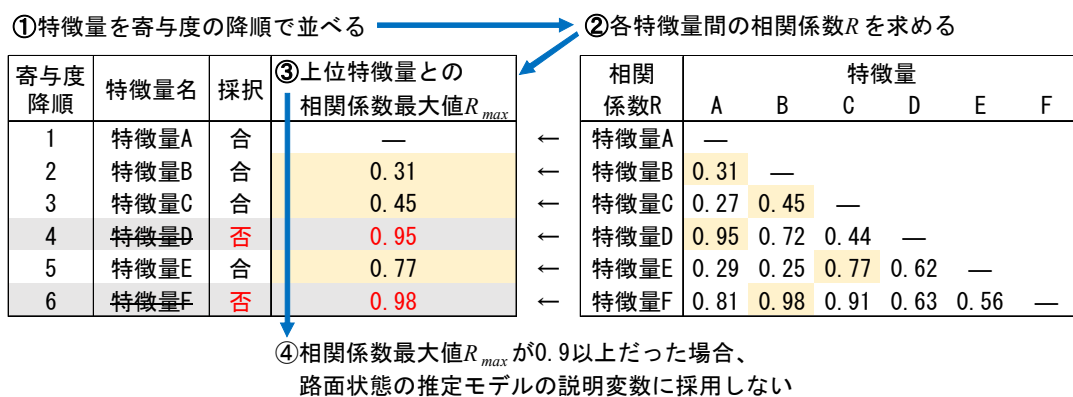


図-1 特徴量の寄与度

4. 分析結果

(1) 車両プローブデータの影響度分析

第3章で抽出した特徴量を元に路面状態を推定するモデル構築し、各特徴量の寄与度における上位を図-2に示す。路面状態を推定に当たって寄与度が1番高い特徴量は走行環境状態を表す路面温度の中央値であることがわかった。一方、今回作成した前方車輪速度差割合 V_{per} や左右加速度ハンドル操舵角 H_{rld} から生成された特徴量も今回作成したモデルの構築に採用され、路面状態の推定に寄与することがわかった。

特にスリップ率の平均値は、車両挙動によるデータのうち最も寄与度が高い特徴量であった。スリップ率はGNSS速度と四輪平均車輪速度の関係であることから、すべり摩擦係数別路面状態によってスリップ率の分布が異なっていることが考えられる。次点として前軸車輪速度割合の0.4分位数であった。これにより前方の右車輪と左車輪の速度の比率が路面状態を推定に役立つ特徴量であることが、筆者らによる研究⁷⁾と同様に確認できた。また、左右加速度ハンドル操舵角 H_{rld} は区間 $[0,1)$ の範囲内のデータ数が有用な特徴量となった。 H_{rld} が0に近い正の数が出現に応じて路面状態を推定に寄与することがわかった。また、単純な左右加速度から生成した特徴量は上位に含まれなかったため、路面状態の推定には各

変数から特徴量を算出することの有用性が確認された。

(2) すべり摩擦係数別路面状態の推定結果

路面状態の推定モデルにおける説明変数には計測車両で取得した路面温度、気温に加え、tsfreshで作成した車両プローブデータの特徴量を活用した。車両プローブデータからすべり摩擦係数別路面状態を推定した結果を表-3に示す。分類問題の推定精度を表すF値は0.476となり、 $\mu < 0.3$ の主に雪氷路面にあたるクラスと $\mu \geq 0.6$ の非雪氷路面状態に大きく分類された。

推定結果 $\mu < 0.3$ に着目すると、実測値 $0.15 \leq \mu < 0.3$ のデータに対する予測値が $\mu < 0.15$ に分類される傾向がわかった。これにより主に雪氷路面の内、すべりやすさの程度を評価するには課題が残った。一方、非雪氷路面である実測値 $\mu \geq 0.6$ に対して推定値 $\mu < 0.15$ とする見逃しと推定したデータは確認されなかった。つまり、冬期の道路管理を活用時には雪氷路面であるか否かの判断に活用できる推定結果となった。

また推定値 $\mu \geq 0.6$ のクラスにおける適合率は64.0%であり、推定値 $\mu \geq 0.6$ に対して実測値 $\mu < 0.3$ と空振りしているケースが見られる。しかし実測値 $\mu \geq 0.6$ は、再現率が93.9%であり、非雪氷路面状態の見逃しが少なく高い精度で推定を可能にしている。

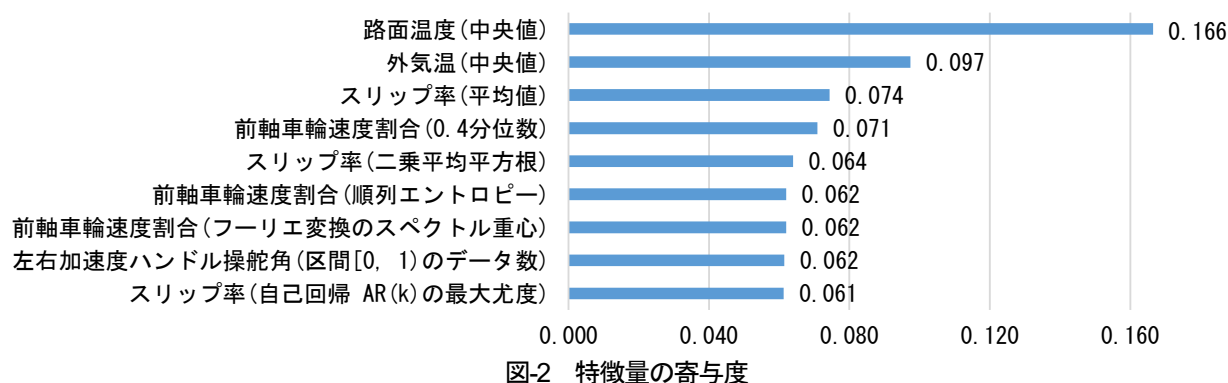


図-2 特徴量の寄与度

5. おわりに

車両プローブデータを時系列データとして扱い走行して得られたデータからすべり摩擦係数別の路面状態を推定するモデルを構築し推定を行った。さらに車両プローブデータが路面状態の推定に影響を与える特徴量を抽出した。本研究で得られた知見を以下に示す。

- tsfreshにより各変数から多くの特徴量を算出し、路面状態を推定するための影響度を調べた。その結果スリップ率や前軸車輪速度割合といった車両プローブデータによる指標から算出した特徴量は路面状態を推定のために活用できることがわかった。
- 主に乾燥路面である非雪氷状態の実測値 $\mu \geq 0.6$ に対して推定値 $\mu < 0.15$ の推定結果は見られなかった。つまり極端にすべりやすい雪氷路面に対して乾燥路面等と誤ることがなく、冬期の道路管理への活用を想定する場合には、雪氷路面であるか否かを判断できる推定結果となった。
- 推定値 $\mu < 0.15$ と $0.15 \leq \mu < 0.3$ の分類が難しいことがわかった。よって、今回の算出した路面状態の推定モデルでは、すべりやすさの程度によって道路管理の優先度や頻度の参考となるまでには至らないことが課題として残った。しかし、実測値 $\mu < 0.15$ と $0.15 \leq \mu < 0.3$ の結果を束ねた場合、推定値の大部分は $\mu < 0.3$ となっており、雪氷路面に見られるすべり摩擦係数の出現の有無は推定できる可能性が示された。

本研究から計測車両に温度センサを取り付け、車両プローブデータの時系列分析により、すべり摩擦係数別路面状態を大まかに推定できる可能性を示した。この技術を凍結防止剤散布車に応用し、走行する路面状況を推定することができれば、完全に凍結防止剤の自動散布が可能と考えられる。さらに推定結果において $\mu \leq 0.3$ のクラスで精度の向上が可能となれば、凍結防止剤の散布可否や散布量を自動で調整できる可能性がある。

推定精度の向上には、他の区間における調査結果によってデータ数を確保することや路面状態を判別できる新たな特徴量を生成することが挙げられる。また凍結防止剤散布車が自車両で路面状態を判別できるよう大型車両で路面状態を評価する実験を行う必要がある。よって今後の展開として、路面状態を推定するために有用な特徴量の選定、大型車両を含む多様な車両による車両挙動を分析を経て、冬期の道路管理役立てるシステム開発に向けて発展させていきたい。

表-3 計測データの概要

実測値 \ 推定値	①	②	③	④	合計	再現率
① < 0.15	331	98	10	30	469	0.706
② $0.15 \leq \mu < 0.3$	249	161	36	89	535	0.301
③ $0.3 \leq \mu < 0.6$	21	31	13	55	120	0.108
④ $0.6 \leq \mu$	0	8	12	309	329	0.939
合計	601	298	71	483	1,453	0.514
適合率	0.551	0.540	0.183	0.640	0.478	0.560
正解率	0.560	F値	0.476			

参考文献

- 1) 大廣智則、齊田光、村上健志、伊東靖彦 (2023)、凍結防止剤散布支援システムの試行運用による効果検証、寒地土木技術研究：寒地土木研究所月報 第839号
- 2) A. Saida, K. Okumura, T. Ohiro, K. Matsumoto, K. Murakami and K. Konishi : Road friction coefficient estimation system using road surface images and a convolutional neural network, Proceedings of the XXVIIth World Road Congress, 2023.
- 3) S. Salimi, S. Nassiri and A. Bayat : Lateral coefficient of friction for characterizing winter road conditions, Canadian Journal of Civil Engineering, Vol. 43, No. 1, pp. 73-83, 2015.
- 4) Video VBox Pro, <https://www.vboxmotorsport.co.uk/index.php/us/products-us/12-products/video-loggers/160-video-vbox-pro-us> (閲覧：2024年 1月12日)
- 5) ヴァイスラ Surface Patrol ディスプレイ付き舗装温度センサ DSP100, <https://www.vaisala.com/sites/default/files/documents/WCO-RDS-DSP100-Surface-Patrol-Datasheet-B210979JA.pdf> (閲覧：2024年 1月12日)
- 6) 舟橋誠、徳永ロベルト、浅野基樹：連続路面すべり抵抗値測定装置 (RT3) の導入について、北海道の雪氷, No. 26, pp. 5-8, 2007
- 7) 奥村航太、齊田光、伊東靖彦 (2023)、冬期の路面状態別の車両挙動の特徴：第66回(2022年度) 北海道開発技術研究発表会論文
- 8) 鈴木理、濱口慎平、浜岡秀勝 (2007)、高精度車両挙動データを用いた路面状態の推定方法、土木計画学研究・論文集、24, 803-811
- 9) 北海道開発局：冬期路面管理マニュアル(案)、1995
- 10) tsfresh, <https://tsfresh.readthedocs.io/en/latest/index.html> (閲覧：2024年 1月12日)
- 11) 波部 齊 (2012)、ランダムフォレスト、研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM)、31 号、pp. 1-8