

## CCTVカメラによる被災状況の把握手法 —ノイズを除去して「把握したい変化」を 検出するアルゴリズムの検証—

国土交通省 国土技術政策総合研究所  
社会資本マネジメント研究センター  
社会資本情報基盤研究室 室長

関谷浩孝  
SEKIYA Hirotaka

国土交通省 国土技術政策総合研究所  
社会資本マネジメント研究センター  
社会資本情報基盤研究室 研究官

今野 新  
KONNO Arata

国土交通省 国土技術政策総合研究所  
社会資本マネジメント研究センター  
社会資本情報基盤研究室 情報研究官

蘆屋秀幸  
ASHIYA Hideyuki

### 1 はじめに

#### 1.1 研究の背景

地震発生時に行政機関は被害状況を迅速に把握する必要がある。国土交通省では管理する河川や道路等にCCTV(Closed Circuit Television)カメラを設置し、地震発生時にはCCTVカメラで撮影する画像から被害状況の把握を行っている。しかし、地震の規模が大きく被害の可能性がある地域のCCTVカメラの台数が多くなるほど、映し出している画像を確認する時間は長くなる。

そこで国土技術政策総合研究所では、設定震度以上の市区町村内に位置するCCTVカメラに映し出された画像を平常時の画像と比較し、被害の可能性がある「変化」を差分として検出することで初動対応を支援する研究を行っている。地震発生後に大量のCCTVカメラの画像内の「変化」が自動的に検出できれば、被害の有無を確認する箇所を見つけ出す時間の短縮に繋がる。

しかし、差分を検出するアルゴリズムは数多く提案されているものの、100%の精度を有するものは

ない。つまり、画像内の小さな変化(画像全体の面積に対して小さな面積の変化)を全く見逃さず、「把握したい変化」以外を誤って検出しないアルゴリズムはない。例えば、平常時に画像内のある箇所で映し出された人物は、地震発生後に同一の箇所で映し出されることはほとんどないため、人物が映し出された箇所を誤って「変化」と検出してしまう。また、堤防沿いの樹木が風で揺れている場合も、揺れている箇所を誤って「変化」と検出してしまう。差分を検出する際の精度に影響を与える要因は幾つか考えられるが、本稿ではまず、人物等の移動体や木々の揺れなどの「ノイズ」を除去して「把握したい変化」を検出するアルゴリズムを検証する。

#### 1.2 研究の目的

画像内のノイズを除去するイメージを図-1に示す。このイメージでは堤防天端を走行する車体を除去している。ノイズを除去する最もシンプルな手法は、定点カメラの撮影方向を変えずに複数枚の画像(以下「画像列」という。)を一定の時間間隔で取得し、画像内の画素 $(i, j)$ における画素値 $I_{ij}$ について、画像列の平均値を計算することである。他にも中央値等



図-1 画像内のノイズを除去するイメージ(堤防天端を走行する車体を除去)

を計算する手法も提案されているが、いずれの手法においてもノイズを除去する精度を上げるには、画像列の枚数を増やす(統計処理を行う際のサンプル数を増やす)必要がある。しかし、地震の初動対応を目的とする場合、発災後に得られる画像枚数は限られる。そこで本稿では、ノイズを高い精度で除去するために必要となる最小の画像枚数を明らかにすることを目的とする。

## 2 「把握したい変化」を検出するアルゴリズムの構成

「ノイズを除去するアルゴリズム」と「変化を検出するアルゴリズム」の2つを組み合わせ、「把握したい変化」のみを検出するアルゴリズムを図-2のように構成した。本章では、これら2つのアルゴリズムについて述べる。なお、2つのアルゴリズムを画像に適用する前後で画像を平滑化する処理を行うが、紙面の都合により本稿での詳細な説明は割愛する。

### 2.1 ノイズを除去するアルゴリズム

時刻 $t$ において、あるCCTVカメラの特定の撮影方向に映し出されたノイズを除去した後の画像 $B_t$ は、同一の撮影方向で映し出された直近の $n$ 枚の画像列 $I_{t-n+1}, I_{t-n+2}, \dots, I_t$ から生成される。Piccardi<sup>1)</sup>はノイズを除去するアルゴリズムを7種類に分類しており、これらのほとんどは数十枚以上からノイズを除去している。本稿では、7種類のアルゴリズムのうち、少数の画像列から高い精度でノイズを除去可能であると多くの研究から報告されている「時間中央値フィルタ」

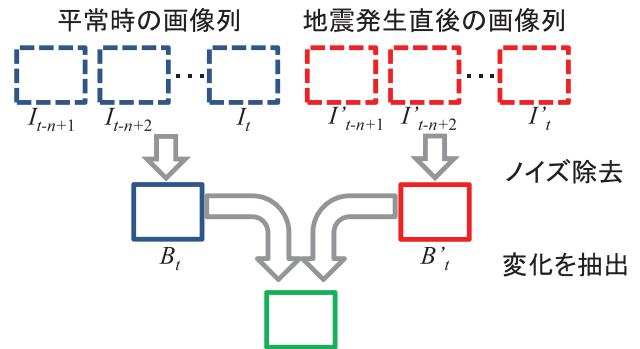


図-2 「把握したい変化」のみを検出するアルゴリズムの構成

を用いる<sup>1)</sup>。具体的には、画素 $(i, j)$ における画素値 $I_{ij}$ について、medianを入力ベクトルの中央値(画素値を小さな方から並べる際に真ん中に位置する画素値)を返す関数と定義して、次のように計算する。

$$B_{ij}^{(t)} = \text{median} (I_{ij}^{(t-n+1)}, I_{ij}^{(t-n+2)}, \dots, I_{ij}^{(t)}) \quad \text{一式(1)}$$

### 2.2 変化を検出するアルゴリズム

ノイズを除去した2枚の画像から変化を検出し「差分画像」を生成するアルゴリズムはRadkeら<sup>2)</sup>が画素単位で差を求めるアルゴリズムと、日照変化を考慮しヒストグラム(横軸に0~255の画素値、縦軸に画素数をプロットしたグラフ)の差を求めるアルゴリズムに分類している。本稿では、後者の2つのアルゴリズムで比較する。

1つ目のアルゴリズムとして、差分画像のヒストグラムを「変化部分」と「ノイズ部分」に分離する際、画素値の閾値を自動的に決定する大津の2値化<sup>3)</sup>を用いる。2つ目のアルゴリズムとして、ノイズを除去し

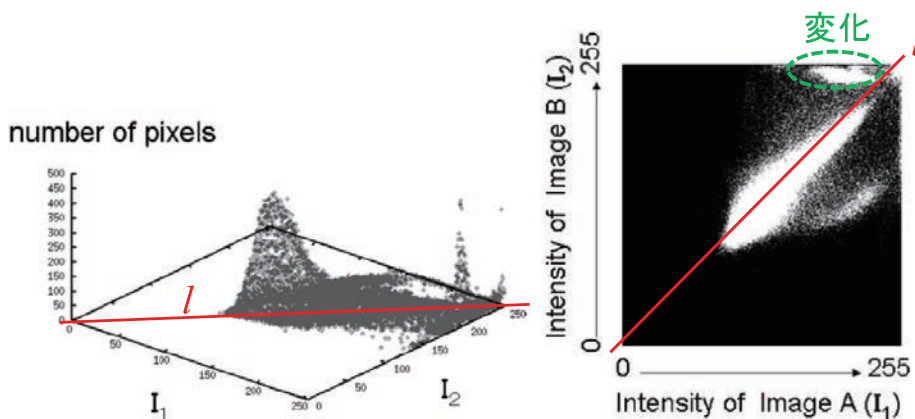


図-3 二次元画素値ヒストグラム<sup>4)</sup>

た2枚の画像に対する2次元画素値ヒストグラム(2枚の画像の画素値を2軸とし、2枚の同じ座標における画素値のペアのヒストグラム)を用いる手法<sup>4)</sup>(以下「2次元画素値ヒストグラムの方法」という)を用いる。日照変化の影響を全く受けず、ノイズを除去した2枚の画像が全く同一と仮定すると、2枚の同じ座標における画素値は同一となるため、2次元画素値ヒストグラムは2軸から等距離に位置する直線上(図-2の直線)に並ぶ。この直線から外れる分布のうち、直線の近傍にある画素値を日照変化によるノイズとみなし、これらの画素値が平均値0、標準偏差 $s$ のガウス分布に従うと仮定する。この標準偏差 $s$ を調整パラメータとし、ガウス分布より外側の画素値を「変化」とみなす。このため、調整パラメータ $s$ を大きくするとノイズとみなす日照変化の影響範囲は拡大できるが、微小な「変化」も除去されることとなる。

### 3 必要な画像枚数の検証と結果

前章で構成した「把握したい変化」を検出するアルゴリズムを用いて、ノイズを高い精度で除去するために必要となる最小の画像枚数を検証する。実際の地震は頻繁に発生せず、発生したとしても地震による被害とみなせる一般的なサンプル画像が少ないことや、被害箇所を同一の撮影方向で画像列として複数枚( $I_{t-n+1}, I_{t-n+2}, \dots, I_t$ )も保存していることは稀と考えられる。そこで本稿では、代表的な画像列に想定される被害を書き加えた疑似画像を作成し、書き加えた被害を「把握したい変化」と定義して精度を検証する。

#### 3.1 使用データ

学術的に用いられるCDnet2014の画像<sup>5)</sup>から、実際に運用しているCCTVカメラの撮影方向と類似している画像列として図-4(上段)から図-7(上段)のような4種類の場面の画像列を用いた。「把握したい変化」に対する精度を検証するため、それぞれの場面对して図-4(下段)から図-7(下段)のように疑似的な地震による被害を書き加えた。

図-4の「晴れの日」の画像列に対しては亀裂として2本の線を書き加えた。この画像列では車体等がノ

イズとなる。

図-5の「風のある日」の画像列に対しては落下物として画像の下方に三角及び四角の黒塗り領域、及び細い線を書き加えた。この画像列では木々の揺れがノイズとなる。また落下物としての細い線は、画像内の小さな変化(画像全体の面積に対して小さな面積の変化)とみなせるため、検出しにくいと考えられる。

図-6の「みぞれの日」の画像列に対しては、スタック車両として自動車程度の大きさの黒塗り領域、交通傷害物として1車線分を塞ぐ1本の線、建物に積もった積雪として2本の線を書き加えた。この画像列では、レンズに付着したみぞれがノイズとなる。建物に積もった積雪としての2本の線は、細いため検出しにくいと考えられる。

図-7の「夜間」の画像列に対しては、落石や亀裂として右側に線と長方形を書き加えた。車体がノイズとなることは図-4の「晴れの日」と同様であるが、図-4とは時間帯が異なるためヒストグラムに違いがある。画像の奥側の亀裂としての線は、画像内の小さな変化とみなせるため、検出しにくいと考えられる。

#### 3.2 検証方法

疑似的な被害を書き加えた箇所(把握したい変化)を正解箇所とし、差分画像に一部でも正解箇所が含まれる箇所数を正検出数 $T_P$ とする。差分画像に正解箇所でない箇所を検出した箇所数を誤検出数 $F_P$ 、正解箇所を検出しない箇所数を未検出数 $F_N$ とする。誤検出を表す評価指標として $precision = T_P / (T_P + F_P)$ 、未検出を表す評価指標として $recall = T_P / (T_P + F_N)$ を用いる。 $F_P$ と $F_N$ が0であると精度が良いことから、いずれの評価指標も1に近い値であるほど精度が高いことを示す。

#### 3.3 結果と考察

図-4から図-7のような4種類の画像枚数を1枚から5枚まで1枚ずつ増やした場合に出力された「差分画像」について、「2次元画素値ヒストグラムの方法」を用いた場合の結果を図-8に、「大津の2値化」を用いた場合の結果を図-9に示す。図-8と図-9の差分画像から画像枚数別に正検出数 $T_P$ 、誤検出数

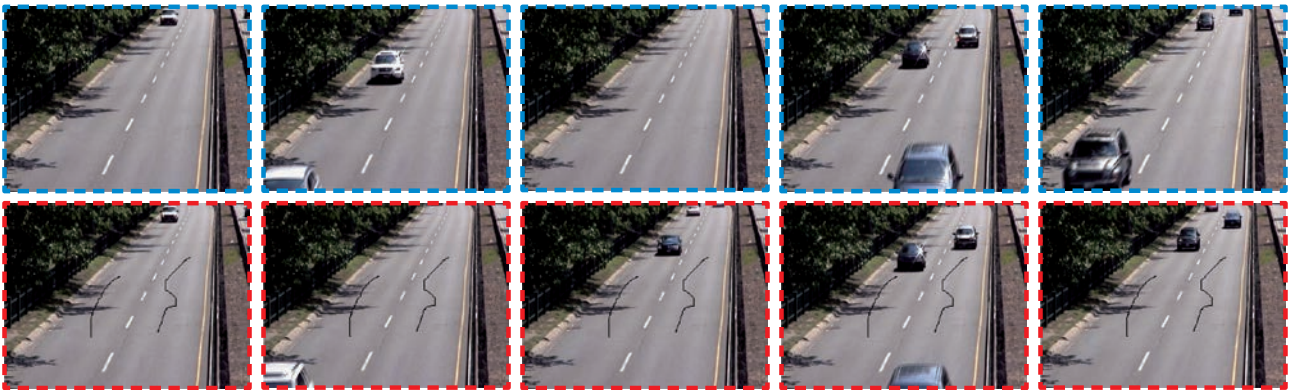


図-4 晴れの日の画像列（上段）と別の時点に対して「把握したい変化」を書き加えた画像列（下段）

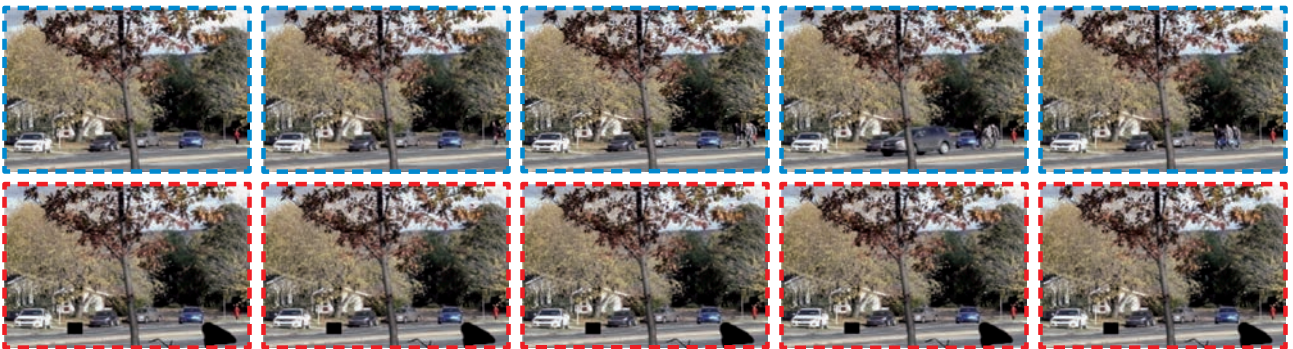


図-5 風のある日の画像列（上段）と別の時点に対して「把握したい変化」を書き加えた画像列（下段）

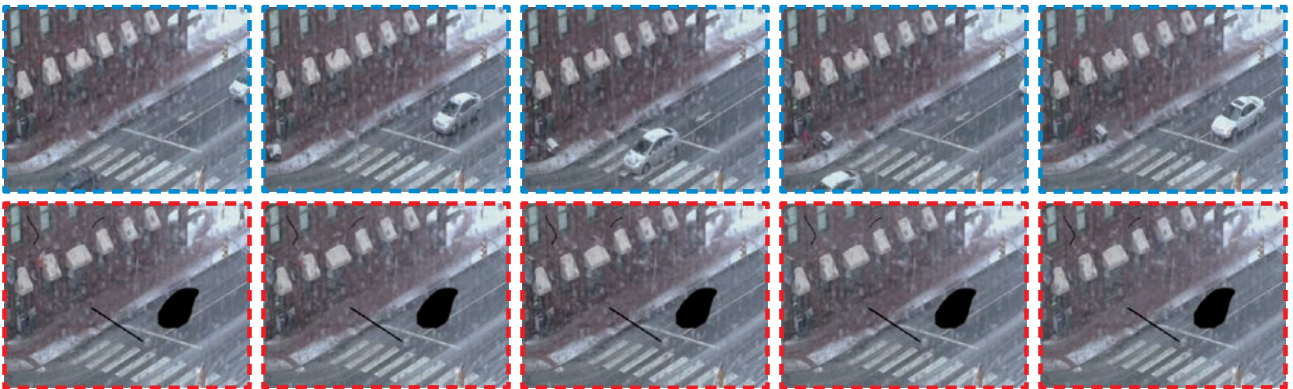


図-6 みぞれの日の画像列（上段）と別の時点に対して「把握したい変化」を書き加えた画像列（下段）

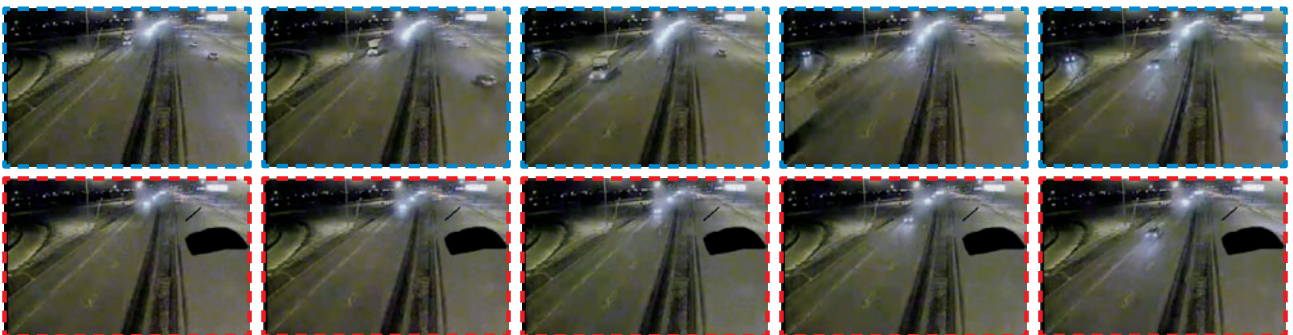


図-7 夜間の画像列（上段）と別の時点に対して「把握したい変化」を書き加えた画像列（下段）

$F_P$ 、未検出数 $F_N$ をカウントし、*precision*、*recall*を求めた結果を表-1と表-2に示す。誤検出と未検出はトレードオフの関係にあると考えられることから、縦軸を*precision*とし、横軸を*recall*としたグラフに

画像枚数別に4種類の場面についての平均値をプロットした結果を図-10に示す。図-10より、画像枚数が増えるにつれ「2次元画素値ヒストグラムの方法」及び「大津の2値化」ともに精度が上がることを確

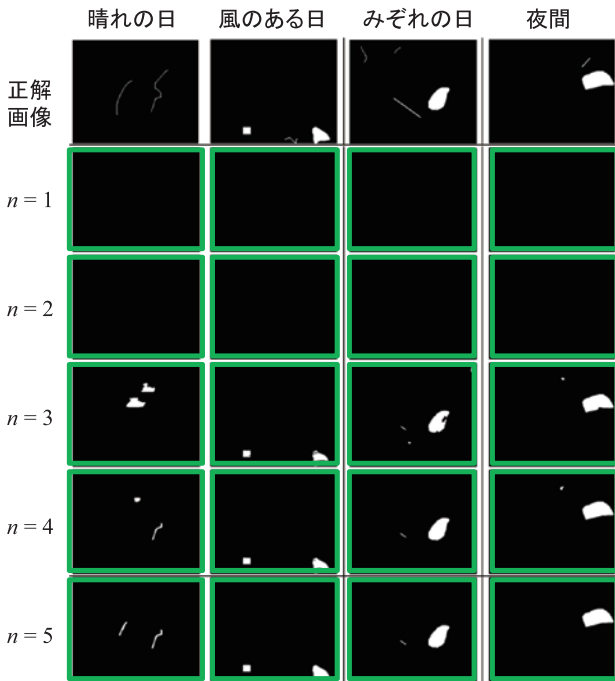


図-8 出力された差分画像（二次元画素値ヒストグラムの方法）

表-1 差分画像の検証結果（二次元画素値ヒストグラムの方法）

場面	$n$	$T_P$	$F_P$	$F_N$	<i>precision</i>	<i>recall</i>
晴れの日	1	0	0	2	0.00	0.00
	2	0	0	2	0.00	0.00
	3	0	2	2	0.00	0.00
	4	1	1	1	0.50	0.50
	5	2	0	0	1.00	1.00
風のある日	1	0	0	3	0.00	0.00
	2	0	0	3	0.00	0.00
	3	2	0	1	1.00	0.67
	4	2	0	1	1.00	0.67
	5	2	0	1	1.00	0.67
みぞれの日	1	0	0	4	0.00	0.00
	2	0	0	4	0.00	0.00
	3	2	2	2	0.50	0.50
	4	2	0	2	1.00	0.50
	5	2	0	2	1.00	0.50
夜間	1	0	0	2	0.00	0.00
	2	0	0	2	0.00	0.00
	3	1	1	1	0.50	0.50
	4	1	1	1	0.50	0.50
	5	1	0	1	1.00	0.50

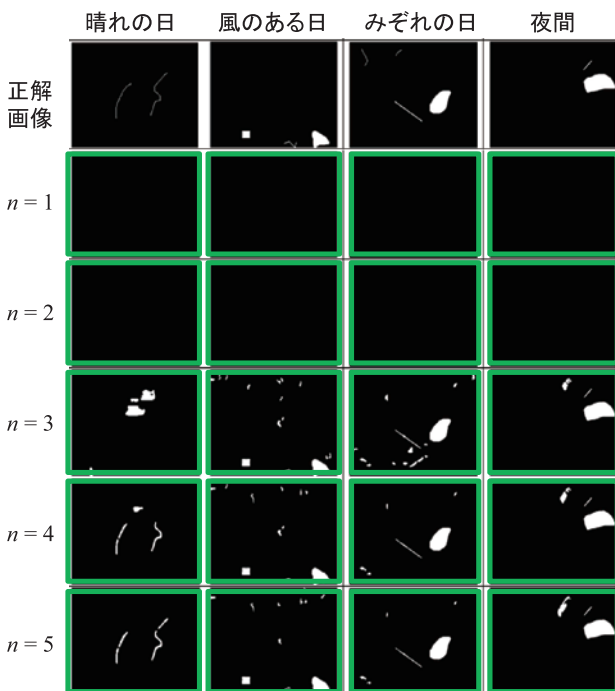


図-9 出力された差分画像（大津の二値化）

表-2 差分画像の検証結果（大津の二値化）

場面	$n$	$T_P$	$F_P$	$F_N$	<i>precision</i>	<i>recall</i>
晴れの日	1	0	0	2	0.00	0.00
	2	0	0	2	0.00	0.00
	3	0	3	2	0.00	0.00
	4	2	1	0	0.67	1.00
	5	2	0	0	1.00	1.00
風のある日	1	0	0	3	0.00	0.00
	2	0	0	3	0.00	0.00
	3	3	11	0	0.21	1.00
	4	3	8	0	0.27	1.00
	5	3	8	0	0.27	1.00
みぞれの日	1	0	0	4	0.00	0.00
	2	0	0	4	0.00	0.00
	3	2	12	2	0.14	0.50
	4	2	4	2	0.33	0.50
	5	2	4	2	0.33	0.50
夜間	1	0	0	2	0.00	0.00
	2	0	0	2	0.00	0.00
	3	2	1	0	0.67	1.00
	4	2	1	0	0.67	1.00
	5	2	1	0	0.67	1.00

認できる。

「2次元画素値ヒストグラムの方法」はどの画像枚数でもprecisionの値の方がrecallよりも高いことから未検出よりも誤検出を防いでいる。画像枚数が5枚の場合にprecision = 1となったことから、誤検出を100%防いでいる。このアルゴリズムは日照変化の影響等の微小な変化を考慮していることから、「風のある日」に含まれる木々の揺れや「みぞれ」に含まれる水滴をノイズとして除去することに成功していると考えられる。

## 4 まとめ

本稿では、地震発生直後の限られた時間内に得られる画像列からノイズを除去して「把握したい変化」のみを検出するアルゴリズムについて検証した。ただし、地震による被害とみなせる一般的なサンプル画像が少ないことから、ノイズを含みやすい「晴れの日」「風のある日」「曇の日」「夜間」という4つの代表的な画像列に対して「把握したい変化」を定義した疑似画像

を用いた。このような条件で検証した結果では、変化を検出するアルゴリズムとして「2次元画素値ヒストグラムの方法」を用いると5枚の画像列で誤検出を100%防ぐ結果となった。今後はこのアルゴリズムに含まれる調整パラメータsについて、運用しているCCTVカメラで撮影した実際の画像を用いて調整し、精度を向上させて試験運用することを予定している。

### 参考文献

- 1) M. Piccardi: Background subtraction techniques : a review, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp.3099-3104, 2004.
- 2) R. J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi and B. Roysam : Image Change Detection Algorithms : A systematic Survey, IEEE transactions on image processing, Vol. 14, No. 3, 2005
- 3) 高木幹雄、下田陽久：新編画像解析ハンドブック、pp.1520-1521、東京大学出版会、2004
- 4) 喜多泰代：二次元濃度ヒストグラムを用いた画像間変化検出、電子情報通信学会論文誌、電子情報通信学会、Vol.J84-D-II、No.10、pp.2201～2211、2001
- 5) Yi Wang et al. : ChangeDetection.NET (CDnet), <<http://www.changedetection.net/>>.(入手2018.7)

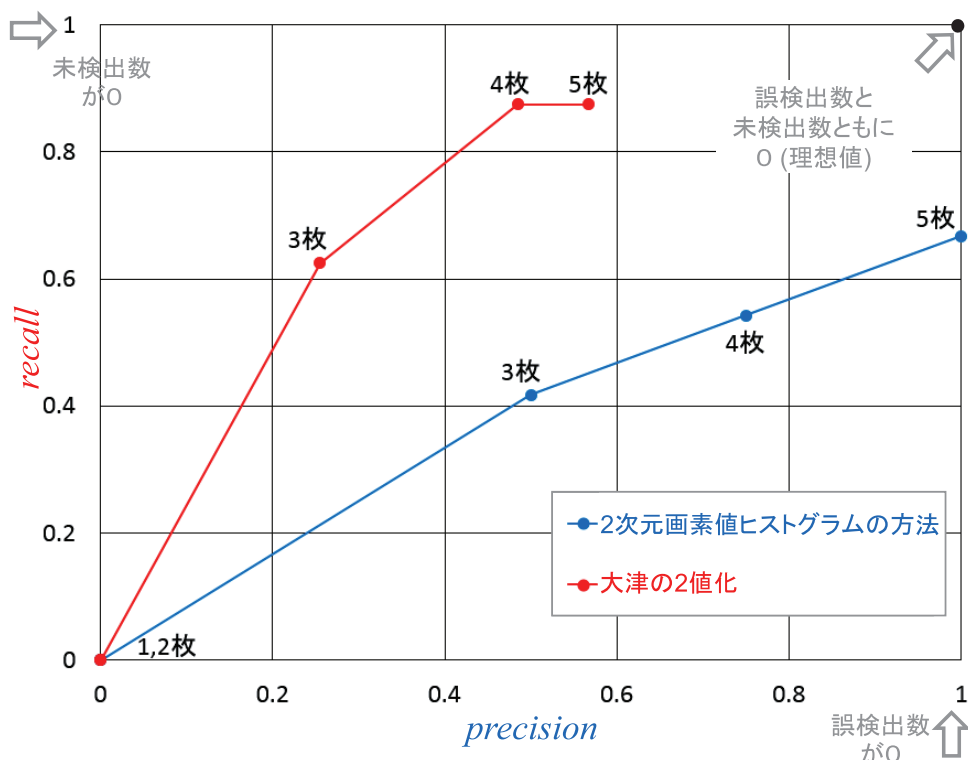


図-10 画像枚数別のprecisionとrecall