

【公報種別】特許法第 17 条の 2 の規定による補正の掲載  
【部門区分】第 6 部門第 3 区分  
【発行日】令和 6 年 1 月 24 日(2024.1.24)

【国際公開番号】WO2022/247162  
【公表番号】特表 2023-533644(P2023-533644A)  
【公表日】令和 5 年 8 月 4 日(2023.8.4)  
【年通号数】公開公報(特許)2023-146  
【出願番号】特願 2022-567434(P2022-567434)  
【国際特許分類】

10

G 0 6 T 7/00(2017.01)  
G 0 1 N 21/59(2006.01)

【F I】  
G 0 6 T 7/00 3 5 0 C  
G 0 1 N 21/59 C

【誤訳訂正書】  
【提出日】令和 5 年 12 月 25 日(2023.12.25)  
【誤訳訂正 1】  
【訂正対象書類名】明細書  
【訂正対象項目名】全文  
【訂正方法】変更

20

【訂正の内容】  
【発明の詳細な説明】  
【技術分野】  
【0001】

本発明は、コンピュータ視覚の技術分野に関し、具体的には、マシン視覚に基づく透明度検出方法に関する。

【背景技術】  
【0002】

30

水体の透明度は、水質の良し悪しを評価するための常用指標であり、比較的に常用される従来の方法は、透明度板法であり、この方法は、人が目で透明度板のぼやけ具合を判断し且つ量水標の示度を読み取る必要があり、観察者の主観的な要素の影響を受け、それによって、透明度の測定値に大きな不確実性を持たせる。また、外部の客観的な要素、例えば光線の強弱、透明度板のジッタなども透明度の測定に影響を与える。このような従来の方法で透明度を測定すると、操作者の経験に対する要求が比較的に高く、且つ比較的に大きな不確実性と不安定性が存在する。現在、環境生態に対する要求の高まりに伴い、水体の透明度はすでに非常に重要な指標となり、水体の透明度の変化を正確且つリアルタイムに監視することは、環境保護部門が都市河道の整備にタイムリーに対応するのに役立つ。水産養殖分野では、水体の透明度の高さは、養殖生産量に直接影響する。そのため、水体の透明度の正確な測定は、生活生産の促進に重要な意義があり、正確且つ効果的な水体の透明度測定方法の提案は、切実な需要となっている。

40

【0003】

現在、透明度の測定方法は、多くあり、例えば公開番号が CN 109859183 A の中国特許文献には、縁計算に基づく多要素を一体化にした水体スマート識別方法及び生態ステーションが開示されており、この方法は、透明度板が浸漬されたターゲット水域画像を予め設定される SSD 深さ学習ネットワークに入力し、且つこの SSD 深さ学習ネットワークにより出力された透明度板の画像識別結果に基づき、縁計算方法を用いてターゲット水域の現在の第二の水体の透明度情報を取得するが、この方法は、水体検出センシングコンポーネントにより収集されたターゲット水域の現在の少なくとも一つの第一の水体

50

の透明度情報及び少なくとも一つの第一の水位情報を取得する必要がある。公開番号がCN 1 0 9 7 8 4 2 5 9 Aの中国特許文献は、画像識別に基づく水体の透明度スマート識別方法及び透明度板コンポーネントを開示し、この方法は、透明度板が浸漬されたターゲット水域画像を予め設定される画像識別モデルに入力し、且つこの画像識別モデルの出力を前記透明度板の画像識別結果とするが、この方法は、二つの色が互い違いになった作業面を含む複数の円盤を必要とし、且つ各前記円盤が前記柱体の周りに螺旋階段式で固定して配置されている。公開番号がCN 1 1 0 6 7 2 5 6 3 Aの中国特許文献は、知能水環境の透明度画像に適用される識別検出方法を開示し、この方法は、水質監視点に透明度板つきの特製のスクリー部材を垂直に固定する必要がある。上記方法は、往々にしてデータを事前に取得する必要がある又は特定装置を必要とすり、操作が比較的複雑で、実用性が強くない。

10

#### 【0004】

コンピュータ視覚技術の巨大な発展に伴い、コンピュータ視覚技術を利用して画像データを処理すると、主客観要素の影響を効果的に回避でき、正確性が高く、アプリケーションシナリオが広く、汎化能力が強いという利点がある。本例では、深さ学習、画像処理技術を透明度板測定技術に組み合わせ、水体の透明度の測定に用いるマシン視覚に基づくスマート画像処理識別技術を提案する。

#### 【発明の概要】

#### 【0005】

本発明の目的は、マシン視覚に基づく透明度検出方法を提供することであり、本発明例では、カメラは、一つのカメラであってもよく、二つのカメラであってもよく、水質の透明度が比較的浅い場合、一つのカメラを採用することができる。水質の透明度が比較的深く、一つのカメラが透明度板及び量水標の移動を同時に追跡撮影できない場合、二つのカメラを採用することができ、そのうちの一方は、透明度板を撮影し、他方は、量水標を撮影し、二つのカメラは、同時に撮影し、人が透明度板で水体の透明度を測定する動作（透明度板を見ながら量水標を見る）を模倣し、画面が比較的明瞭な透明度板及び量水標昇降ビデオを取得し、撮影したビデオをコンピュータにクラウド経由でまたは直接に転送して処理させる。

20

#### 【0006】

上記目的を実現するために、本発明例は、二つの側面の内容を含み、一つの側面は、透明度板の臨界位置の判定であり、もう一つの側面は、量水標識別であり、そのフローチャートは、図1に示され、具体的には、

30

- 1) 透明度板を操作して水体の透明度測定を開始し、カメラを開いて撮影するステップと、
- 2) 透明度板の臨界位置を判定するステップと、
- 3) 量水標を識別し且つ量水標の示度を計算するステップと、
- 4) 出力して表示するステップとを含む。

#### 【0007】

ステップ2)では、透明度板の臨界位置を判定し、透明度板の臨界位置とは、透明度板がちょうど見えない時の位置である。透明度板の初期分割、透明度板の微細分割及び透明度板の臨界位置の判定などのステップを含み、具体的に以下のとおりである。

40

#### 【0008】

2-1) 透明度板の初期分割：ビデオ画像から透明度板上の白色部分を分割し、具体的には、透明度板の大きさの決定、画像での透明度板の位置の測位及び閾値決定などのステップを含む。

#### 【0009】

2-1-1) 透明度板の大きさの決定：本例では、従来のfaster rcnnアルゴリズムを採用して透明度板の大きさの識別を行い、

説明すべきこととして、ここでの大きさは、透明度板の面積ではなく、矩形の面積であり、この矩形の4辺は、ちょうど透明度板を囲むことができる。まず透明度板を含むビデ

50

オに対してフレーム抽出を行い、後続の画像処理の計算量を減少させるために、本例では、3フレームごとに一枚の画像を切り取り、そして固定のフォルダに記憶する。フォルダにおける一枚目の画像に対して、従来の `faster_rcnn` アルゴリズムを用いて透明度板の識別を行い、収集したデータを `Matlab 2020b` における `image_labeler` 機能でマーキングし、`faster_rcnn` で透明度板の大きさを識別した結果は、図2に示す。

【0010】

2-1-2) 画像での透明度板の位置の測位：

透明度板が初期位置にある時の画像を `faster_rcnn` で識別した後、矩形ブロックの位置及び大きさを得、この矩形ブロックの上縁を境界線として、全ての画像を上下の二つの部分に分け、本例では、下半部分の画像の左上角から始まり、この前に決定された矩形ブロックを一定のステップサイズで画像全体に移動し、移動するたびに矩形ブロック内の内容を切り取り、ブロック内の輝度平均値を計算する。透明度板上の白色部分の輝度が高いため、輝度平均値の高いサンプリング矩形ブロックが位置する位置は、透明度板が位置する位置である。

10

【0011】

画像には、輝度が透明度板よりも高い又は差の少ない背景物体が含まれる場合、本例では、平均値に基づく背景減算法を採用して処理を行う：ビデオの最後の数秒の画像を取り、ビデオに透明度板の存在が全くないため、ビデオにおける最後の10フレームの画像の平均値を取って背景画像とすることができ、透明度板を含む画像から背景画像を減算すると、画像における背景部分は、減算後にほぼ0になり、そして減算後の画像に対して、この前の方法を利用して透明度板が位置する位置を判定する。

20

【0012】

2-1-3) 閾値決定

図3に示すように、透明度板が位置する位置を決定した後、透明度板を元の画像から抽出する。図4に示すように、そして分割された透明度板画像をRGBスペースからHSVスペースに変換し、輝度成分を抽出し、輝度棒グラフを確立する。本発明例では、クラス間最大分散法で閾値を決定し、そのアルゴリズム過程として、

第一のステップにおいて、画像全体の輝度値をセットCとし、輝度値を二つのクラスに分け、一クラスをセットC1とし、もう一クラスをセットC2とし、且つ  $C1 \cup C2 = C$  で、 $C1 \cap C2 = \emptyset$  である。

30

【0013】

第二のステップにおいて、輝度値kを取り、 $[0, k-1]$  範囲内の輝度値を全てセットC1内に入れ、残りの輝度値をセットC2内に入れる。セットC1内の輝度値の平均値を  $m1$  とし、セットC1内の要素の数がセットC内の要素の数に占める割合を  $p1$  とし、セットC2内の輝度値の平均値を  $m2$  とし、セットC2内の要素の数がセットC内の要素の数に占める割合を  $p2$  とし、セットC内の輝度値の平均値を  $m$  とし、クラス間分散の計算式を  $g = p1 * (m1 - m)^2 + p2 * (m2 - m)^2$  とする。

【0014】

第三のステップにおいて、輝度値kを0から255まで1つずつ取り、値を取るごとに、対応するクラス間最大分散を計算する。最大のクラス間分散に対応するk値を255で割ると、最後の閾値になる。

40

【0015】

閾値を決定した後、この閾値よりも高い輝度をすべて保持し、その他をすべて除去し、そしてRGBスペースに変換し、透明度板上の白色部分を得る。

【0016】

2-2) 透明度板の微細分割：透明度板がほとんど見えない時に、透明度板上の白色部分を分割し、透明度板の微細分割を実現するために、本発明例では、以下の二つのステップを用いて実現される。

【0017】

50

2 - 2 - 1) 透明度板がほとんど見えなくなる時に、透明度板の分割閾値を決定し且つそれを分割する。

【0018】

図5に示すように、ステップ2 - 1)に基づいて、いずれか一つの透明度板ビデオを切り取り、全ての切り取られた画像に対していずれもステップ2 - 1)の方法を用いてその閾値を決定し、且つ各枚の画像閾値の大きさを折れ線図に作成する。

【0019】

まず透明度板が非常にぼやけている時に、透明度板が位置する矩形ブロックの位置を決定する。透明度板は、臨界位置に非常にぼやけており、もう少しの距離だけ下がると見えなくなるが、基準透明度板の直径は、20cmであり、この少しの距離は、透明度板の直径よりも遥かに小さいため、透明度板画像のホッピング点の前の画像の透明度板が位置する矩形ブロックの高さを $h$ とし、幅を $w$ とし、左上角の頂点座標を $[x, y]$ とし、 $[x, y]$ を起点として幅が $1.6 * w$ で、高さが $1.6 * h$ の矩形領域を区分することで、この後に、画像における透明度板がいずれもこの矩形領域に現れることを確保することができる。

10

【0020】

そして、閾値変化傾向を利用して閾値の大きさを決定する。閾値ホッピング点の前の閾値データに対して線性フィッティングを行い、フィッティング曲線を用いてホッピング点の後の閾値の大きさを予測し、予測値をホッピング点の後の画像の分割閾値とする。ホッピング点の決定については、本例では、`kmeans`クラスタリング分析の方法を採用する。具体的な方法は、以下のとおりである。

20

【0021】

第一のステップにおいて、隣接点閾値の差分を求め、且つすべての差分に絶対値を取り

、  
第二のステップにおいて、`matlab`が持参した`kmeans`関数を用いてこれらの差分を分類し、二つのクラスに分け、

第三のステップにおいて、各クラス差分の平均値を計算し、平均値が大きいクラス差分を取り、このクラス差分が最初に現れる位置がホッピング点の位置である。

【0022】

ホッピング点の位置を見つけ、図6に示す元の閾値曲線、閾値差分曲線、閾値フィッティング曲線を作成する。

30

【0023】

2 - 2 - 2) 平均値に基づく背景減算法を採用して臨界閾値を決定し、透明度板が全く見えない時に、水面を透明度板として分割することを排除する。

【0024】

本例は、さらに、平均値に基づく背景減算法を採用して処理を行い、背景画像を得る透明度板を元の画像から分割するたびに、対応する位置での背景画像も分割する。背景画像は、すべて水面であるため、その背景輝度値は、正規分布であり、その平均値を $u$ と、基準差を $\sigma$ と設定し、且つこの図の閾値の代わりに $u + 2\sigma$ を用い、画像において透明度板を完全に見えない時に、ほとんどの水面を分割しないことを確保することができ、ステップ2 - 3)における臨界位置を判定に根拠を提供する。

40

【0025】

2 - 3) 透明度板の臨界位置の判定：分類ネットワークを使用して透明度板の臨界位置を判定し、具体的なステップは、以下のとおりである。

【0026】

2 - 3 - 1) 全ての透明度板の白色部分の分割結果をいずれも統一された寸法（本例では、 $160 * 160 * 3$ ）にスケールし、本例では、`Matlab 2020b`の`resnet18`ネットワークを用いて分類ネットワークを構造し、透明度板の分割結果を分類する。本例では、`resnet18`の入力の大きさを統一された寸法（本例では、 $160 * 160 * 3$ ）に修正し、ネットワークの各レイヤのパラメータは、表1に示す。

50

## 【 0 0 2 7 】

2 - 3 - 2 ) より多くのシナリオの透明度板ビデオを収集し、分類ネットワークの訓練用のデータセットを製作し、本例では、データを二クラスが透明度板ありを表し、もう一クラスが透明度板なしを表す二つのクラスに分け、一部のデータセットの画像は、図 7 に示す。

## 【 0 0 2 8 】

2 - 3 - 3 ) 訓練済みの分類ネットワークを用いて透明度板の臨界位置を判断する。

## 【 0 0 2 9 】

2 - 3 - 4 ) 透明度板の臨界位置を取得した後、校正を行う。人の目とカメラとの透視距離には差があり、そして、現在、カメラの精度が高くなっているため、裸眼判断との間には一定の誤差がある（実際には、人と人の判断距離は、人によって状態によって異なるため、基準を必要とし、カメラを基準とすると間違いなく比較的に客観的である）が、この誤差は相対的に固定されており、 $D$ とし、実際の臨界位置は、透明度板の臨界位置 +  $D$ である。

## 【 0 0 3 0 】

3 ) 量水標を識別し且つ量水標の示度を計算し、本例では、`DeepLabV3+` + アルゴリズムを利用してこの位置での量水標に対して識別分割を行い、そして量水標上の文字を抽出し、文字を分類し、最後に量水標の示度を計算し、透明度値を得る。具体的なステップは、以下のとおりである。

## 【 0 0 3 1 】

3 - 1 ) `DeepLabV3+` + アルゴリズムを利用してこの位置での量水標に対して識別分割を行い、具体的なステップは、以下のとおりである。

## 【 0 0 3 2 】

3 - 1 - 1 ) データセットを構築し、本例では、120 枚以上の量水標画像を訓練データセットとして収集し、`MattLab2020b` が持参した `image_labeler` 機能でデータマーキングを行い、一部の量水標画像及びマーキング結果は、図 8 に示す。

## 【 0 0 3 3 】

3 - 1 - 2 ) `DeepLabV3+` を用いてネットワーク訓練を行い、

3 - 1 - 3 ) 訓練済みの `DeepLabV3+` を用いて量水標分割を行う。

## 【 0 0 3 4 】

3 - 2 ) 量水標上の文字を抽出し、具体的に以下のとおりである。

## 【 0 0 3 5 】

3 - 2 - 1 ) 量水標の傾斜校正を行う、

最小二乗推定を利用して `DeepLabV3+` + 分割の結果に対して傾斜校正を行い、その計算式は、式 ( 1 ) のように示す。

## 【 0 0 3 6 】

$$a = \frac{n\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n\sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i}$$

( 1 )

量水標の左側又は右側の縁上の点の座標を  $(x_i, y_i)$  と設定し、ここで  $x_i$  は、横座標を表し、 $y_i$  縦座標を表し、 $i \in [1, n]$  であり、量水標の傾斜傾きを計算する。

## 【 0 0 3 7 】

3 - 2 - 2 ) 校正後の量水標の縁位置を決定し、そして元の画像から量水標を分割し、

3 - 2 - 3 ) 分割された量水標に対して転置及びミラーリングを行い、右に 90 度回転させ、水平な量水標に変え、

3 - 2 - 4) `matlab` の `im2bw` 関数を用いて、分割された量水標に対して二値化を行い、二値化後の画像を反転させ、腐食アルゴリズムを用いて文字と文字と間の接続を切断し、

3 - 2 - 5) `matlab` が持参した `regionprops` ( ) 関数を用い、全ての文字を矩形ブロックでマーキングし、具体的に図 9 に示し、

3 - 2 - 6) `kmeans` クラスタリング分析を利用し、大きい文字と小さい文字を分け、

上記操作の後、本例で取得しようとする有効文字（比較的に大きい文字）は、依然として画像に保持されるが、またいくつかの小さい文字は、腐食され又は保持される。本例では、`kmeans` クラスタリングアルゴリズムを利用して大きい文字と小さい文字を分け、具体的なステップは、以下のとおりである。

10

【0038】

第一のステップにおいて、文字を囲む矩形ブロックの面積を計算する。

【0039】

第二のステップにおいて、`matlab` の `kmeans` ( ) 関数を用い、上記矩形ブロック面積に対してクラスタリング分析を行い、二つのクラスに分ける。

【0040】

第三のステップにおいて、各クラスの面積平均値を計算し、平均値が大きいクラスが大きい文字であり、且つそれらを分割し、クラスタリングして得られた大きい文字は、図 10 に示す。

20

【0041】

3 - 3) 量水標文字を分類し、本例では、CNN 分類ネットワークを構造して量水標文字を分類し、`Matlab 2020b` の `resnet18` ネットワークを分類器として用い、合計 10 個のクラスを設定し、0 から 9 までの各数字は、一つのクラスに属する。本例では、`matlab` が持参した数字文字データセットを採用し、データセット内の全ての画像に対して二値化を行い、且つ  $64 * 64 * 1$  の大きさにスケールする。

【0042】

3 - 4) 量水標の示度を計算し、透明度値を得、具体的な説明は、以下のとおりである。

【0043】

30

水平な量水標に対して、数十番目の目盛りの位置は、各非 0 数字とその右側の隣接する数字 0 との間にあり、例えば、目盛り 70 の位置は、文字 7 とその右側の文字 0 との間にある。非 0 数字を  $k$  と設定し、数字  $k$  の右縁位置を  $x\_right(k)$  とし、数字  $k$  の右側の隣接する数字 0 の左縁位置を  $x\_left(k)$  とすると、数十番目の目盛りの位置  $x(k)$  の計算式は、(2) のように示す。

【0044】

$$x(k) = \frac{x\_left(k) + x\_right(k)}{2}$$

40

(2)

量水標上の非ゼロの最小数字を  $i$  とすると、比值関係に基づいて得られる量水標の示度計算式は、(3) のように示す。

【0045】

得られる量水標の示度計算式は、(3) のように示す。

【0046】

50

$$\text{value} = 10 * \left( i - \frac{x(i)}{x(i+1) - x(i)} \right)$$

( 3 )

4 ) 出力して表示する。

【 0 0 4 7 】

従来技術と比べて、本発明の有益なところは、以下のとおりである。

【 0 0 4 8 】

上記技術案は、画像処理に基づくスマート透明度板及び量水標の識別技術を提案し、従来の透明度板を画像処理、深さ学習などの技術に組み合わせ、水体の透明度を正確に測定し、人工測定過程において主観的と客観的要素による示度に誤差があり、円盤位置の判断が不正確である欠点を克服する。この方法は、正確率が高く、数値が安定して客観的で、人の主観的な要素の影響を受けず、高い応用価値を持っている。

【図面の簡単な説明】

【 0 0 4 9 】

【図 1】本発明の実施例にける、マシン視覚に基づく透明度検出方法のフローチャートである。

【図 2】本発明の実施例にける、`faster_rcnn`を採用して透明度板の大きさを識別する結果図である。

【図 3】本発明の実施例における分割された透明度板である。

【図 4】本発明の実施例における分割された透明度板の輝度棒グラフである。

【図 5】本発明の実施例の閾値折れ線図である。

【図 6】本発明の実施例の元の閾値曲線、閾値差分曲線、閾値フィッティング曲線の図である。

【図 7】本発明の実施例にける、`resnet18`の一部のデータセットの概略図である。

【図 8】本発明の実施例にける、一部の量水標及びそのマーキング結果の画像である。

【図 9】本発明の実施例にける、量水標画像の処理結果であり、( a ) は、水平な量水標画像であり、( b ) は、二値化、反転、腐食後の量水標画像である。

【図 10】本発明の実施例にける、クラスタリングして得られた大きい文字である。

【発明を実施するための形態】

【 0 0 5 0 】

本発明の目的、技術案と利点をより明瞭にするために、以下、実施例及びその図面を結び付けて本発明についてさらに説明する。明らかに、記述された実施例は、本発明の一部の実施例であり、すべての実施例ではない。記述された実施例に基づき、当業者が創造的な労力を払わない前提で、得られたすべての他の実施例は、いずれも本発明の保護範囲に属する。

【 0 0 5 1 】

特に定義されない限り、本発明で使用される技術用語又は科学的用語は、本発明の属する分野における当業者に理解される一般的な意味であるべきである。本発明で使用される「含む」又は「包含する」などの類似している言葉は、この言葉の前に現れた素子又は物体がこの言葉の後に現れて列挙された素子又は物体及びその同等物を含み、他の素子又は物体を排除しないことを意味する。「接続」又は「繋がり」などの類似している言葉は、物理的または機械的な接続に限定されるものではなく、直接的であれ間接的であれ、電気的な接続を含むことができる。「上」、「下」、「左」、「右」などは相対位置関係を表すためにのみ使用され、記述対象の絶対位置が変化すると、この相対位置関係もそれに応じて変化する可能性がある。

【 0 0 5 2 】

## 実施例

図 1 ~ 図 10 を参照すると、

本発明の目的は、マシン視覚に基づく透明度検出方法を提供することであり、本発明例のカメラは、一つのカメラであってもよく、二つのカメラであってもよく、水質の透明度が比較的に浅い場合、一つのカメラを採用することができる。水質の透明度が比較的に深く、一つのカメラが透明度板及び量水標の移動を同時に追跡撮影できない場合、二つのカメラを採用することができ、そのうちの一方は、透明度板を撮影し、他方は、量水標を撮影し、二つのカメラは、同時に撮影し、人が透明度板で水体の透明度を測定する動作（透明度板を見ながら量水標を見る）を模倣し、画面が比較的に明瞭な量水標ビデオ及び透明度板昇降ビデオを取得し、撮影したビデオをコンピュータにクラウド経由でまたは直接に転送して処理させる。上記目的を実現するために、本発明例は、二つの側面の内容を含み、一つの側面は、透明度板の臨界位置の判定であり、もう一つの側面は、量水標識別であり、そのフローチャートは、図 1 に示され、具体的にステップは、以下のステップを含む。

10

### 【0053】

ステップ S 100 において、透明度板を操作して水体の透明度測定を開始し、カメラを開いて撮影し、

ステップ S 200 において、透明度板がちょうど見えない時の位置である透明度板の臨界位置を判定する。前記ステップ S 200 は、透明度板の初期分割、透明度板の微細分割及び透明度板の臨界位置の判定などのステップを含み、具体的に以下のとおりである。

20

### 【0054】

ステップ S 210 において、透明度板の初期分割：ビデオ画像から透明度板上の白色部分を分割し、具体的には、透明度板の大きさの決定、画像での透明度板の位置の測位及び閾値決定などのステップを含む。

### 【0055】

ステップ S 211 において、透明度板の大きさの決定：本例では、従来の `faster rcnn` アルゴリズムを採用して透明度板の大きさの識別を行い、まず透明度板を含むビデオに対してフレーム抽出を行い、後続の画像処理の計算量を減少させるために、本例では、3 フレームごとに一枚の画像を切り取り、そして固定のフォルダに記憶する。フォルダにおける一枚目の画像に対して、従来の `faster rcnn` アルゴリズムを用いて透明度板の識別を行い、収集したデータを `Matlab 2020b` における `image labeler` 機能でマーキングし、`faster rcnn` で透明度板の大きさを識別した結果は、図 2 に示す。

30

### 【0056】

ステップ S 212 において、画像での透明度板の位置の測位：  
透明度板が初期位置にある時の画像を `faster rcnn` で識別した後、矩形ブロックの位置及び大きさを得、この矩形ブロックの上縁を境界線として、全ての画像を上下の二つの部分に分け、透明度板は、通常、下半部分の画像にのみ現れて、下半部分の画像において、本例では、画像の左上角から始まり、この前に決定された矩形ブロックを一定のステップサイズで画像全体に移動し、移動するたびに矩形ブロック内の内容を切り取り、ブロック内の輝度平均値を計算し、輝度平均値の高いサンプリング矩形ブロックが位置する位置は、透明度板が位置する位置である。

40

### 【0057】

画像には、輝度が透明度板よりも高い又は差の少ない背景物体が含まれる場合、本例では、平均値に基づく背景減算法を採用して処理を行う：ビデオの最後の数秒の画像を取り、ビデオに透明度板の存在が全くないため、ビデオにおける最後の 10 フレームの画像の平均値を取って背景画像とすることができ、透明度板を含む画像から背景画像を減算すると、画像における背景部分は、減算後にほぼ 0 になり、そして減算後の画像に対して、この前の方法を利用して透明度板が位置する位置を判定する。

### 【0058】

50



ステップ S 2 1 3 において、閾値決定：

図 3 に示すように、透明度板が位置する位置を決定した後、透明度板を元の画像から抽出する。図 4 に示すように、そして分割された透明度板画像を R G B スペースから H S V スペースに変換し、輝度成分を抽出し、輝度棒グラフを確立する。本発明例では、クラス間最大分散法で閾値を決定し、そのアルゴリズム過程として、

第一のステップにおいて、画像全体の輝度値をセット C とし、輝度値を二つのクラスに分け、一クラスをセット C 1 とし、もう一クラスをセット C 2 とし、且つ  $C 1 \cup C 2 = C$  で、 $C 1 \cap C 2 = \emptyset$  である。

【 0 0 5 9 】

第二のステップにおいて、輝度値  $k$  を取り、 $[ 0 , k - 1 ]$  範囲内の輝度値を全てセット C 1 内に入れ、残りの輝度値をセット C 2 内に入れる。セット C 1 内の輝度値の平均値を  $m 1$  とし、セット C 1 内の要素の数がセット C 内の要素の数に占める割合を  $p 1$  とし、セット C 2 内の輝度値の平均値を  $m 2$  とし、セット C 2 内の要素の数がセット C 内の要素の数に占める割合を  $p 2$  とし、セット C 内の輝度値の平均値を  $m$  とし、クラス間分散の計算式を  $g = p 1 * ( m 1 - m ) ^ 2 + p 2 * ( m 2 - m ) ^ 2$  とする。

【 0 0 6 0 】

第三のステップにおいて、輝度値  $k$  を 0 から 2 5 5 まで 1 つずつ取り、値を取るごとに、対応するクラス間最大分散を計算する。最大のクラス間分散に対応する  $k$  値を 2 5 5 で割ると、最後の閾値になる。

【 0 0 6 1 】

閾値を決定した後、この閾値よりも高い輝度をすべて保持し、その他をすべて除去し、そして R G B スペースに変換し、透明度板上の白色部分を得る。

【 0 0 6 2 】

ステップ S 2 2 0 において、透明度板の微細分割：透明度板がほとんど見えない時に、透明度板上の白色部分を分割し、透明度板の微細分割を実現するために、本発明例は、以下の二つのステップを用いて実現される。

【 0 0 6 3 】

ステップ S 2 2 1 において、透明度板がほとんど見えなくなる時に、透明度板の分割閾値を決定し且つそれを分割し、

図 5 に示すように、ステップ S 2 1 0 に基づいて、いずれか一つの透明度板ビデオを切り取り、全ての切り取られた画像に対していずれもステップ S 2 1 0 の方法を用いてその閾値を決定し、且つ各枚の画像閾値の大きさを折れ線図に作成する。

【 0 0 6 4 】

まず透明度板が非常にぼやけている時に、透明度板が位置する矩形ブロックの位置を決定する。透明度板は、臨界位置に非常にぼやけており、もう少しの距離だけ下がると見えなくなるが、透明度板画像のホッピング点の前の画像の透明度板が位置する矩形ブロックの高さを  $h$  とし、幅を  $w$  とし、左上角の頂点座標を  $[ x , y ]$  とし、 $[ x , y ]$  を起点として幅が  $1 . 6 * w$  で、高さが  $1 . 6 * h$  の矩形領域を区分することで、この後に、画像における透明度板がいずれもこの矩形領域に現れることを確保することができる。

【 0 0 6 5 】

そして、閾値変化傾向を利用して閾値の大きさを決定する。閾値ホッピング点の前の閾値データに対して線性フィッティングを行い、フィッティング曲線を用いてホッピング点の後の閾値の大きさを予測し、予測値をホッピング点の後の画像の分割閾値とする。ホッピング点の決定については、本例では、 $k m e a n s$  クラスタリング分析の方法を採用する。具体的な方法は、以下のとおりである。

【 0 0 6 6 】

第一のステップにおいて、隣接点閾値の差分を求め、且つすべての差分に絶対値を取り、

第二のステップにおいて、 $m a t l a b$  が持参した  $k m e a n s$  関数を用いてこれらの差分を分類し、二つのクラスに分け、

10

20

30

40

50

第三のステップにおいて、各クラス差分の平均値を計算し、平均値が大きいクラス差分を取り、このクラス差分が最初に現れる位置がホッピング点の位置である。

【 0 0 6 7 】

ホッピング点の位置を見つけ、図 6 に示す元の閾値曲線、閾値差分曲線、閾値フィッティング曲線を作成する。

【 0 0 6 8 】

ステップ S 2 2 2 において、平均値に基づく背景減算法を採用して臨界閾値を決定し、透明度板が全く見えない時に、水面を透明度板として分割することを排除する。

【 0 0 6 9 】

本例は、平均値に基づく背景減算法を採用して処理を行い、背景画像を得る。透明度板を元の画像から分割するたびに、対応する位置での背景画像も分割する。背景画像は、すべて水面であるため、その背景輝度値は、正規分布であり、その平均値を  $u$  と、基準差を  $\sigma$  と設定し、且つこの図の閾値の代わりに  $u + 2\sigma$  を用い、ほとんどの水面を分割することなく、ステップ S 2 3 0 における臨界位置の判定に根拠を提供する。

【 0 0 7 0 】

ステップ S 2 3 0 において、透明度板の臨界位置の判定：分類ネットワークを使用して透明度板の臨界位置を判定し、具体的なステップは、以下のとおりである。

【 0 0 7 1 】

ステップ S 2 3 1 において、全ての透明度板の白色部分の分割結果をいずれも統一された寸法（本例では、 $160 * 160 * 3$ ）にスケールし、本例では、Matlab 2020bのresnet18ネットワークを用いて分類ネットワークを構造し、透明度板の分割結果を分類する。本例では、resnet18の入力の大きさを統一された寸法（本例では、 $160 * 160 * 3$ ）に修正し、ネットワークの各レイヤのパラメータは、表 1 に示す。

【 0 0 7 2 】

表 1 resnet18 の各レイヤのパラメータ

10

20

30

40

50

表1 resnet18の各レイヤのパラメータ

レイヤの名称	レイヤの出力大きさ	パラメータ
Conv1	80*80	7*7、64、stride 2
Conv2__x	40*40	3*3、max pool、 stride 2
		$\begin{bmatrix} 3*3, 64 \\ 3*3, 64 \end{bmatrix} * 2$
Conv3__x	20*20	$\begin{bmatrix} 3*3, 128 \\ 3*3, 128 \end{bmatrix} * 2$
Conv4__x	10*10	$\begin{bmatrix} 3*3, 256 \\ 3*3, 256 \end{bmatrix} * 2$
Conv5__x	5*5	$\begin{bmatrix} 3*3, 512 \\ 3*3, 512 \end{bmatrix} * 2$
	1*1	average pool、 fc、softmax

10

20

30

【0073】

ステップS232において、より多くのシナリオの透明度板ビデオを収集し、分類ネットワークの訓練用のデータセットを製作し、本例では、データを一クラスが透明度板ありを表し、もう一クラスが透明度板なしを表す二つのクラスに分け、一部のデータセットの画像は、図7に示す。

【0074】

ステップS233において、訓練済みの分類ネットワークを用いて透明度板の臨界位置を判断する。

【0075】

ステップS234において、透明度板の臨界位置を取得した後、校正を行う。実際の臨界位置は、透明度板の臨界位置 + Dであり、本例では、D = - 5 cmである。

【0076】

ステップS300において、量水標を識別し且つ量水標の示度を計算し、本例では、DeepLabv3 + アルゴリズムを利用してこの位置での量水標に対して識別分割を行い、そして量水標上の文字を抽出し、文字を分類し、最後に量水標の示度を計算し、透明度値を得る。具体的なステップは、以下のとおりである。

【0077】

ステップ S 3 1 0 において、D e e p l a b v 3 + アルゴリズムを利用してこの位置での量水標に対して識別分割を行い、具体的なステップは、以下のとおりである。

【 0 0 7 8 】

ステップ S 3 1 1 において、データセットを構築し、本例では、1 2 0 枚以上の量水標画像を訓練データセットとして収集し、M a t l a b 2 0 2 0 b が持参した i m a g e l a b e l e r 機能を用いてデータマーキングを行い、一部の量水標画像及びマーキング結果は、図 8 に示す。

【 0 0 7 9 】

ステップ S 3 1 2 において、D e e p l a b v 3 + を用いてネットワーク訓練を行い、ステップ S 3 1 3 において、訓練済みの D e e p l a b v 3 + を用いて量水標分割を行う。 10

【 0 0 8 0 】

ステップ S 3 2 0 において、量水標上の文字を抽出し、具体的に以下のとおりである。

【 0 0 8 1 】

ステップ S 3 2 1 において、量水標の傾斜校正を行い、最小二乗推定を利用して D e e p l a b v 3 + 分割の結果に対して傾斜校正を行い、その計算式は、式 ( 1 ) のように示す。

【 0 0 8 2 】

$$a = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i}$$

20

( 1 )

量水標の左側又は右側の縁上の点の座標を ( x i , y i ) と設定し、i [ 1 , n ] であり、量水標の傾斜傾きを計算する。

【 0 0 8 3 】

ステップ S 3 2 2 において、校正後の量水標の縁位置を決定し、そして元の画像から量水標を分割し、 30

ステップ S 3 2 3 において、分割した量水標に対して転置及びミラーリングを行い、右に 9 0 度回転させ、水平な量水標に変え、

ステップ S 3 2 4 において、m a t l a b の i m 2 b w 関数を用いて、分割された量水標に対して二値化を行い、二値化後の画像を反転させ、腐食アルゴリズムを用いて文字と文字と間の接続を切断し、

ステップ S 3 2 5 において、m a t l a b が持参した r e g i o n p r o p s ( ) 関数を用い、全ての文字を矩形ブロックでマーキングし、具体的に図 9 に示し、

ステップ S 3 2 6 において、k m e a n s クラスタリング分析を利用し、大きい文字と小さい文字を分け、 40

上記操作の後、本例で取得しようとする有効文字 ( 比較的に大きい文字 ) は、依然として画像に保持されるが、またいくつかの小さい文字は、腐食され又は保持される。本例では、k m e a n s クラスタリングアルゴリズムを利用して大きい文字と小さい文字を分け、具体的なステップは、以下のとおりである。

【 0 0 8 4 】

第一のステップにおいて、文字を囲む矩形ブロックの面積を計算する。

【 0 0 8 5 】

第二のステップにおいて、m a t l a b の k m e a n s ( ) 関数を用い、上記矩形ブロック面積に対してクラスタリング分析を行い、二つのクラスに分ける。

【 0 0 8 6 】

50

第三のステップにおいて、各クラスの面積平均値を計算し、平均値が大きいクラスが大きい文字であり、且つそれらを分割し、クラスタリングして得られた大きい文字は、図 10 に示す。

【 0 0 8 7 】

ステップ S 3 3 0 において、量水標文字を分類し、本例では、CNN 分類ネットワークを構造して量水標文字を分類し、Matlab 2020b の resnet18 ネットワークを分類器として用い、合計 10 個のクラスを設定し、0 から 9 までの各数字は、一つのクラスに属する。本例では、matlab が持参した数字文字データセットを採用し、データセット内の全ての画像に対して二値化を行い、且つ  $64 * 64 * 1$  の大きさにスケールする。

10

【 0 0 8 8 】

ステップ S 3 4 0 において、量水標の示度を計算し、透明度値を得、具体的な説明は、以下のとおりである。

【 0 0 8 9 】

水平な量水標に対して、数十番目の目盛りの位置は、各非 0 数字とその右側の隣接する数字 0 との間にあり、例えば、目盛り 7 0 の位置は、文字 7 とその右側の文字 0 との間にある。非 0 数字を  $k$  と設定し、数字  $k$  の右縁位置を  $x\_right(k)$  とし、数字  $k$  の右側の隣接する数字 0 の左縁位置を  $x\_left(k)$  とすると、数十番目の目盛りの位置  $x(k)$  の計算式は、( 2 ) のように示す。

【 0 0 9 0 】

20

$$x(k) = \frac{x\_left(k) + x\_right(k)}{2}$$

( 2 )

量水標上の非ゼロの最小数字を  $i$  とすると、比值関係に基づいて得られる量水標の示度計算式は、( 3 ) のように示す。

【 0 0 9 1 】

$$value = 10 * \left( i - \frac{x(i)}{x(i+1) - x(i)} \right)$$

30

( 3 )

ステップ S 4 0 0 において、出力して表示する。

【誤訳訂正 2】

【訂正対象書類名】特許請求の範囲

【訂正対象項目名】全文

【訂正方法】変更

【訂正の内容】

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

マシン視覚に基づく透明度検出方法であって、

1) 透明度板を操作して水体の透明度測定を開始し、カメラを開いて撮影するステップと、

2) 透明度板の臨界位置を判定するステップと、

3) 量水標を識別し且つ量水標の示度を計算するステップと、

4) 出力して表示するステップとを含み、

ここで、前記ステップ 2) に記載の透明度板の臨界位置を判定することは、透明度板の

40

50

初期分割、透明度板の微細分割及び透明度板の臨界位置の判定を含み、具体的には、以下のステップを含み

2 - 1 ) 透明度板の初期分割：ビデオ画像から前記透明度板上の白色部分を分割し、透明度板の大きさの決定、画像での透明度板の位置の測位及び閾値決定を含み、

2 - 1 - 1 ) 透明度板の大きさの決定：f a s t e r r c n nアルゴリズムを採用して透明度板の大きさの識別を行い、前記透明度板の大きさは、矩形の面積を指し、前記矩形の4辺は、ちょうど前記透明度板を囲むことができ、まず透明度板を含むビデオに対してフレーム抽出を行い、3フレームごとに一枚の画像を切り取り、そして固定のフォルダに記憶し、フォルダにおける一枚目の画像に対して、前記f a s t e r r c n nアルゴリズムを用いて透明度板の識別を行い、収集したデータをM a t l a b 2 0 2 0 bにおけるi m a g e l a b e l e r機能でマーキングし、

2 - 1 - 2 ) 画像での透明度板の位置の測位：前記透明度板が初期位置にある時の画像を前記f a s t e r r c n nアルゴリズムで識別した後、矩形ブロックの位置及び大きさを得、この矩形ブロックの上縁を境界線として、前記画像を上下の二つの部分に分け、下半部分の画像の左上角から始まり、この前に決定された矩形ブロックを一定のステップサイズで画像全体に移動し、移動するたびに矩形ブロック内の内容を切り取り、ブロック内の輝度平均値を計算し、輝度平均値の高いサンプリング矩形ブロックが位置する位置は、前記透明度板が位置する位置であり、

前記画像には、輝度が前記透明度板よりも高い又は差の少ない背景物体が含まれる場合、ビデオにおける最後の10フレームの画像の平均値を取って背景画像とし、前記透明度板を含む画像から背景画像を減算すると、画像における背景部分は、減算後にほぼ0になり、そして減算後の画像に対して、前記ステップ2 - 1 - 2 )における方法を利用して透明度板が位置する位置を判定し、

2 - 1 - 3 ) 閾値決定：前記透明度板が位置する位置を決定した後、前記透明度板を元の画像から抽出し、そして分割された透明度板画像をR G BスペースからH S Vスペースに変換し、輝度成分を抽出し、輝度棒グラフを確立し、クラス間最大分散法を用いて閾値を決定し、そのアルゴリズム過程として、

第一のステップにおいて、前記透明度板画像全体の輝度値をセットCとし、輝度値を二つのクラスに分け、一クラスをセットC 1とし、もう一クラスをセットC 2とし、且つ $C_1 \cup C_2 = C$ で、 $C_1 \cap C_2 = \emptyset$ であり、

第二のステップにおいて、輝度値kを取り、輝度値の $[0, k - 1]$ 範囲内の輝度値を全て前記セットC 1内に入れ、残りの輝度値を前記セットC 2内に入れ、前記セットC 1内の輝度値の平均値をm 1とし、前記セットC 1内の要素の数がセットC内の要素の数に占める割合をp 1とし、前記セットC 2内の輝度値の平均値をm 2とし、前記セットC 2内の要素の数が前記セットC内の要素の数に占める割合をp 2とし、前記セットC内の輝度値の平均値をmとし、クラス間分散の計算式を $g = p_1 * (m_1 - m)^2 + p_2 * (m_2 - m)^2$ とし、

第三のステップにおいて、輝度値kを0から255まで1つずつ取り、値を取るごとに、対応するクラス間最大分散を計算し、最大のクラス間分散に対応するk値を255で割ると、最後の閾値になり、

閾値を決定した後、この閾値よりも高い輝度をすべて保持し、その他をすべて除去し、そしてR G Bスペースに変換し、前記透明度板上の白色部分を得、

2 - 2 ) 透明度板の微細分割：前記透明度板が臨界位置に近接する時に、前記透明度板上の白色部分を分割し、前記透明度板の微細分割は、以下のステップを含み、

2 - 2 - 1 ) 前記透明度板が臨界位置に近接する時に、透明度板の分割閾値を決定し且つそれを分割し、

前記ステップ2 - 1 )に基づいて、いずれか一つの透明度板ビデオを切り取り、全ての切り取られた画像に対してステップ2 - 1 )の方法を用いてその閾値を決定し、且つ各枚の画像閾値の大きさを折れ線図に作成し、

まず前記透明度板が臨界位置に近接する時に、前記透明度板が位置する矩形ブロックの

位置を決定し、前記透明度板画像のホッピング点の前の画像の前記透明度板が位置する矩形ブロックの高さを $h$ とし、幅を $w$ とし、左上角の頂点座標を $[x, y]$ とし、 $[x, y]$ を起点として幅が $1.6 * w$ で、高さが $1.6 * h$ の矩形領域を区分することで、この後の画像における前記透明度板がいずれもこの矩形領域に現れることを確保し、

そして、閾値ホッピング点の前の閾値データに対して線性フィッティングを行い、フィッティング曲線を用いてホッピング点の後の閾値の大きさを予測し、予測値をホッピング点の後の画像の分割閾値とし、ホッピング点の決定については、 $kmeans$ クラスタリング分析の方法を採用することは、

隣接点閾値の差分を求め、且つすべての差分に絶対値を取る第一のステップと、

$matlab$ が持参した $kmeans$ 関数を用いてこれらの差分を閾値ホッピング点の位置の差分及び非ホッピング点の位置の差分に分類する第二のステップと、

各クラス差分の平均値を計算し、平均値が大きいクラス差分を取り、このクラス差分が最初に現れる位置がホッピング点の位置であり、

ホッピング点の位置を見つけ、元の閾値曲線、閾値差分曲線、閾値フィッティング曲線を作成する第三のステップとを含み、

2 - 2 - 2) 平均値に基づく背景減算法を採用して臨界閾値を決定し、透明度板が見えない時に、水面を透明度板として分割することを排除し、平均値に基づく背景減算法を採用して処理を行い、背景画像を得、透明度板を元の画像から分割するたびに、対応する位置での背景画像も分割し、背景画像は、すべて水面であるため、その背景輝度値は、正規分布であり、その平均値を $u$ と、基準差を $\sigma$ と設定し、この図の閾値の代わりに $u + 2\sigma$ を用い、ステップ2 - 3)における臨界位置の判定に根拠を提供し、

2 - 3) 透明度板の臨界位置の判定：分類ネットワークを使用して透明度板の臨界位置を判定し、具体的には、

2 - 3 - 1) 全ての透明度板の白色部分の分割結果をいずれも統一された寸法にスケールし、 $Matlab2020b$ の $resnet18$ ネットワークを用いて分類ネットワークを構造し、透明度板の分割結果を分類するステップと、

2 - 3 - 2) より多くのシナリオの透明度板ビデオを収集し、分類ネットワークの訓練用のデータセットを製作し、データを二クラスが透明度板ありを表し、もう二クラスが透明度板なしを表す二つのクラスに分けるステップと、

2 - 3 - 3) 訓練済みの分類ネットワークを用いて透明度板の臨界位置を判断するステップと、

2 - 3 - 4) 透明度板の臨界位置を取得した後、校正を行うステップであって、実際の臨界位置は、透明度板の臨界位置 +  $D$ であり、ここで、 $D$ は、人の目とカメラの観察による誤差であるステップとを含むこととを含む、ことを特徴とするマシン視覚に基づく透明度検出方法。

#### 【請求項2】

ステップ3)に記載の量水標を識別し且つ量水標の示度を計算し、 $DeepLabv3+$ アルゴリズムを利用してこの位置での量水標に対して識別分割を行い、そして量水標上の文字を抽出し、文字を分類し、最後に量水標の示度を計算し、透明度値を得、具体的には、以下のステップを含み、

3 - 1)  $DeepLabv3+$ アルゴリズムを利用してこの位置での量水標に対して識別分割を行い、

3 - 1 - 1) データセットを構築し、 $image\ labeler$ 機能を用いてデータマーキングを行うステップと、

3 - 1 - 2)  $DeepLabv3+$ を用いてネットワーク訓練を行うステップと、

3 - 1 - 3) 訓練済みの $DeepLabv3+$ を用いて量水標分割を行うステップとを含み、

3 - 2) 量水標上の文字を抽出し、

3 - 2 - 1) 量水標の傾斜校正を行うステップを含むステップであって、

最小二乗推定を利用して $DeepLabv3+$ 分割の結果に対して傾斜校正を行い、そ

の計算式は、式 ( 1 ) のように示し、

$$a = \frac{n\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n\sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i}$$

( 1 )

量水標の左側又は右側の縁上の点の座標を (  $x_i$  ,  $y_i$  ) と設定し、ここで  $x_i$  は、横座標を表し、 $y_i$  は、縦座標を表し、 $i$  [ 1 ,  $n$  ] であり、量水標の傾斜傾きを計算するステップと、

3 - 2 - 2 ) 校正後の量水標の縁位置を決定し、そして元の画像から量水標を分割するステップと、

3 - 2 - 3 ) 分割された量水標に対して転置及びミラーリングを行い、右に 90 度回転させ、水平な量水標に変えるステップと、

3 - 2 - 4 ) `matlab` の `im2bw` 関数を用いて、分割された量水標に対して二値化を行い、二値化後の画像を反転させ、腐食アルゴリズムを用いて文字と文字と間の接続を切断するステップと、

3 - 2 - 5 ) `matlab` が持参した `regionprops` ( ) 関数を用い、全ての文字を矩形ブロックでマーキングするステップと、

3 - 2 - 6 ) `kmeans` クラスタリング分析を利用し、大きい文字と小さい文字を分け、具体的には、

文字を囲む矩形ブロックの面積を計算する第一のステップ、

`matlab` の `kmeans` ( ) 関数を用い、上記矩形ブロック面積に対してクラスタリング分析を行い、大きい文字及び小さい文字の二クラスに分ける第二のステップ、及び各クラスの面積平均値を計算し、平均値が大きいクラスが大きい文字であり、且つそれらを分割する第三のステップを含むステップとを含み、

3 - 3 ) 量水標文字を分類し、CNN 分類ネットワークを構造して量水標文字を分類し、`Matlab 2020b` の `resnet18` ネットワークを分類器として用い、合計 10 個のクラスを設定し、0 から 9 までの各数字は、一つのクラスに属し、`matlab` が持参した数字文字データセットを採用し、データセット内の全ての画像に対して二値化を行い、且つ統一された大きさにスケールし、

3 - 4 ) 量水標の示度を計算し、透明度値を得、

水平な量水標に対して、数十番目の目盛りの位置は、各非 0 数字とその右側の隣接する数字 0 との間にあり、非 0 数字を  $k$  と設定し、数字  $k$  の右縁位置を  $x\_right(k)$  とし、数字  $k$  の右側の隣接する数字 0 の左縁位置を  $x\_left(k)$  とすると、数十番目の目盛りの位置  $x(k)$  の計算式は、以下の式のように示し、

$$x(k) = \frac{x\_left(k) + x\_right(k)}{2}$$

( 2 )

量水標上の非ゼロの最小数字を  $i$  とすると、比值関係に基づいて得られる量水標の示度計算式は、以下の式のように示し、

$$value = 10 * \left( i - \frac{x(i)}{x(i+1) - x(i)} \right)$$

10

20

30

40

50



( 3 )

ことを特徴とする請求項 1 に記載のマシン視覚に基づく透明度検出方法。

10

20

30

40

50