(19)日本国特許庁(JP)　(12)特　許　公　報(B2)　(11)特許番号
特許第6976270号
(P6976270)
(45)発行日　令和3年12月8日(2021.12.8)　(24)登録日　令和3年11月11日(2021.11.11)

(51)Int.Cl.　　F I
G06T 7/00 (2017.01)　　G06T 7/00 640
H04N 5/232 (2006.01)　　H04N 5/232 290

請求項の数 14　(全 30 頁)

(21)出願番号　特願2018-553076(P2018-553076)
(86)(22)出願日　平成29年3月27日(2017.3.27)
(65)公表番号　特表2019-514123(P2019-514123A)
(43)公表日　令和1年5月30日(2019.5.30)
(86)国際出願番号　PCT/US2017/024317
(87)国際公開番号　WO2017/176487
(87)国際公開日　平成29年10月12日(2017.10.12)
審査請求日　令和2年3月27日(2020.3.27)
(31)優先権主張番号　62/320,387
(32)優先日　平成28年4月8日(2016.4.8)
(33)優先権主張国・地域又は機関
米国(US)

(73)特許権者　518172901
オービタル　インサイト　インコーポレイテッド
アメリカ合衆国　９４３０６　カリフォルニア州　パロ　アルト　エル　カミノ　リアル　３０００　ビルディング　２　６　フロア
(74)代理人　110001243
特許業務法人　谷・阿部特許事務所

最終頁に続く

(54)【発明の名称】地理的領域におけるコンテナ内に格納された量の遠隔決定

(57)【特許請求の範囲】
【請求項１】
空中撮像デバイスからの画像を処理するための方法であって、
対象の物体の画像を受信するステップと、
前記画像からパラメータベクトルを抽出するステップと、
前記画像に対して画像分析を実施して、前記対象の物体の高さおよび幅を決定するステップと、
前記抽出したパラメータベクトル、前記対象の物体の前記決定した高さ、および前記決定した幅を使用して前記対象の物体の複数の理想化された画像を生成するステップであって、前記複数の理想化された画像の各理想化された画像は、前記対象の物体の別個の充填容積に対応するステップと、
前記対象の物体の前記受信した画像を、前記複数の理想化された画像の各理想化された画像と照合して、前記対象の物体の充填容積を決定するステップと、
前記対象の物体の前記決定した充填容積に対応する情報をユーザデバイスに送信するステップと
を備え、
前記各理想化された画像を生成するステップは、
前記パラメータベクトルを使用して前記対象の物体の上縁に対応する円を生成するステップと、
前記パラメータベクトルを使用して前記対象の物体の内面上の影の円弧に対応する円を

生成するステップと、
前記パラメータベクトルを使用して前記対象の物体の屋根に対応する円を生成するステップと、
前記上縁に対応する前記円、前記影の前記円弧に対応する前記円、および前記屋根に対応する前記円に対して畳み込みを実施することによって、前記理想化された画像を合成するステップと
をさらに備えたことを特徴とする方法。
【請求項２】
空中撮像デバイスからの画像を処理するための方法であって、
対象の物体の画像を受信するステップと、
前記画像からパラメータベクトルを抽出するステップと、
前記画像に対して画像分析を実施して、前記対象の物体の高さおよび幅を決定するステップと、
前記抽出したパラメータベクトル、前記対象の物体の前記決定した高さ、および前記決定した幅を使用して前記対象の物体の複数の理想化された画像を生成するステップであって、前記複数の理想化された画像の各理想化された画像は、前記対象の物体の別個の充填容積に対応するステップと、
前記対象の物体の前記受信した画像を、前記複数の理想化された画像の各理想化された画像と照合して、前記対象の物体の充填容積を決定するステップと、
前記対象の物体の前記決定した充填容積に対応する情報をユーザデバイスに送信するステップと
を備え、
前記対象の物体の前記受信した画像を各理想化された画像と照合するステップは、
前記受信した画像のピクセルと各理想化された画像のピクセルとの間のドット積を実施して、第１の応答マップを取得するステップと、
前記受信した画像の画像勾配のピクセルと、前記理想化された画像内の前記対象の物体の上縁の輪郭のピクセルとの間のドット積を実施して、第２の応答マップを取得するステップと、
前記画像勾配のピクセルと、前記理想化された画像内の前記対象の物体の内面上の影の輪郭のピクセルとの間のドット積を実施して、第３の応答マップを取得するステップと、
前記第１の応答マップ、前記第２の応答マップ、および前記第３の応答マップを合計するステップと
を備えたことを特徴とする方法。
【請求項３】
前記受信した画像をクロップして、前記対象の物体の中心を前記受信した画像の中心に位置付けるステップをさらに備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項４】
前記パラメータベクトルは、
前記受信した画像の捕捉の時間を記述するパラメータ、
前記空中撮像デバイスの方位角を記述するパラメータ、
太陽の仰角を記述するパラメータ、および
太陽の方位角を記述するパラメータ
のうちの１つ以上をさらに備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項５】
前記画像分析を実施するステップは、
前記対象の物体の前記画像のピクセル解像度を受信するステップと、
前記対象の物体の前記高さに関連するピクセルの数を決定するステップと、
前記ピクセル解像度および前記対象の物体の前記高さに関連する前記ピクセルの数に基づいて、前記対象の物体の前記高さを決定するステップと
をさらに備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。

【請求項６】
前記画像分析を実施するステップは、
前記対象の物体の前記画像のピクセル解像度を受信するステップと、
前記対象の物体の前記幅に関連するピクセルの数を決定するステップと、
前記ピクセル解像度および前記対象の物体の前記幅に関連する前記ピクセルの数に基づいて、前記対象の物体の前記幅を決定するステップと
をさらに備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項７】
前記畳み込みを実施するステップは、前記上縁に対応する前記円、前記影の前記円弧に対応する前記円、および前記屋根に対応する前記円の間でユニオンおよびインターセクションを実施するステップをさらに備えたことを特徴とする請求項１に記載の方法。
【請求項８】
前記対象の物体の影および内面に対応するピクセルを負の値に設定すること、および
前記対象の物体の屋根に対応するピクセルを正の値に設定すること
によって、前記対象の物体の前記複数の理想化された画像の各理想化された画像のスケールを変更するステップをさらに備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項９】
前記対象の物体の影および内面に対応するピクセルを負の値に設定すること、および
前記対象の物体の屋根に対応するピクセルを正の値に設定すること
によって、前記対象の物体の前記受信した画像のスケールを変更するステップをさらに備えたことを特徴とする請求項５に記載の方法。
【請求項１０】
前記対象の物体の前記受信した画像を各理想化された画像と照合するステップは、
前記受信した画像の異なる位置に前記理想化された画像を重ね合わせるステップと、
前記異なる位置の各々において、前記受信した画像のピクセルと、前記理想化された画像のピクセルとの間のドット積を実施するステップと、
前記異なる位置の各々における前記ドット積の最大値を決定するステップと
を備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項１１】
前記対象の物体の前記受信した画像を各理想化された画像と照合するステップは、
前記受信した画像に対してエッジ分析を実施して、前記受信した画像の画像勾配を取得するステップと、
前記理想化された画像に対してエッジ分析を実施して、前記理想化された画像内の前記対象の物体の上縁の輪郭を取得するステップと、
前記画像勾配のピクセルと前記上縁の前記輪郭のピクセルとの間のドット積を実施するステップと
を備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項１２】
前記対象の物体の前記受信した画像を各理想化された画像と照合するステップは、
前記受信した画像に対してエッジ分析を実施して、前記受信した画像の画像勾配を取得するステップと、
前記理想化された画像に対してエッジ分析を実施して、前記理想化された画像内の前記対象の物体の内面上の影の輪郭を取得するステップと、
前記画像勾配のピクセルと前記影の前記輪郭のピクセルとの間のドット積を実施するステップと
を備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項１３】
対象の物体のパターンを分析するステップであって、当該パターンは、
前記受信した画像の捕捉の時間、
前記受信した画像内の１つ以上の対象の物体のカウント、および

前記受信した画像内の１つ以上の対象の物体の各々の決定された充填容積
のうちの１つ以上を含むステップと、
前記分析した対象の物体のパターンが閾値を超えることに応答して、前記ユーザデバイスに情報を送信するステップと
をさらに備えたことを特徴とする請求項１又は２に記載の方法。
【請求項１４】
少なくとも１つのプロセッサによって実行可能な命令を備える非一時的コンピュータ可読記憶媒体であって、前記命令は、前記プロセッサによって実行されると、前記プロセッサに、請求項１ないし１３のいずれか１つに記載の方法を実施させることを特徴とする非一時的コンピュータ可読記憶媒体。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
関連出願の相互参照
本出願は、参照によりその全体が組み込まれる、２０１６年４月８日に出願された米国仮特許出願第６２／３２０，３８７号の利益を主張する。
【０００２】
本開示は、一般に画像処理に関し、特に、空中撮像デバイスによって捕捉される画像を使用して地理的領域における遠隔物体内に格納された量を決定することに関する。
【背景技術】
【０００３】
いくつかのアプリケーションは、例えば、衛星によって捕捉される空中画像内の様々な物体などの、画像内の物体を識別するために、空中画像を分析する。高解像度画像（ｈｉｇｈ　ｒｅｓｏｌｕｔｉｏｎ　ｉｍａｇｅｓ）の分析は、比較的単純な技法を使用して実施できる。高解像度の空中画像を取得することは、一般的に、大きい、高価な衛星および結果の使用を必要とする。これらの衛星は一般的に、相当量のリソースを必要とする。例えば、そのような衛星は、高空間解像度カメラ、高価なトランスポンダ、および高度化されたコンピュータのような、洗練された高価な機器を備える。高価な撮像衛星に関連するコストに寄与する他の要因は、打ち上げコストおよび保守管理である。高価な高空間解像度の撮像衛星は、地上施設から監視しなければならず、これは高価な人的資源を必要とする。これらの衛星はまた、損傷またはコストのかかる休止時間の影響を受けやすい。高価な撮像衛星の高い打ち上げおよび開発コストは、物体検出のための新たなまたは改良された衛星画像および通信サービスの導入における減速をもたらす。
【０００４】
より安価な低空間解像度の撮像衛星が、画像を捕捉するために使用され得る。しかしながら、そのような衛星は不明瞭な画像を提供する。低解像度画像において、コンテナまたはタンクのような物体は、一般的に、明瞭に識別可能でなく、多くの場合、いくつかの隣接するピクセルを含むブロブ（ｂｌｏｂｓ）として見える。赤外線帯域画像のような他の事例において、画像は人間に対しては完全に不可視である場合がある。
【図面の簡単な説明】
【０００５】
開示する実施形態は、詳細な説明、添付された特許請求の範囲、および付随する図（または図面）からより容易に明らかになる利点および特徴を有する。図の簡単な紹介は以下のとおりである。
【０００６】
【図１】一実施形態による、遠隔コンテナ分析システムが動作する例示的なシステム環境のブロック図である。
【図２】一実施形態による、遠隔コンテナ分析システムのための例示的なシステムアーキテクチャのブロック図である。
【図３Ａ】一実施形態による、遠隔コンテナ分析システムのための例示的な肯定的トレー

ニングセットを示す図である。
【図３Ｂ】一実施形態による、遠隔コンテナ分析システムのための例示的な否定的トレーニングセットを示す図である。
【図４】一実施形態による、遠隔コンテナ分析システム内の機械学習モデルをトレーニングするための例示的なプロセスを示す図である。
【図５】一実施形態による、遠隔物体を識別するための遠隔コンテナ分析システムの例示的なプロセスを示す図である。
【図６】一実施形態による、遠隔物体の充填容積を決定するための遠隔コンテナ分析システムの例示的なプロセスを示す図である。
【図７】一実施形態による、理想化された画像の例示的な合成を示す図である。
【図８】一実施形態による、理想化された画像の例示的な円投影式のセットを示す図である。
【図９】一実施形態による、例示的な理想化された画像のセットを示す図である。
【図１０Ａ】一実施形態による、コンテナの例示的な受信した画像を示す図である。
【図１０Ｂ】一実施形態による、受信した画像の例示的な画像勾配を示す図である。
【図１０Ｃ】一実施形態による、理想化された画像内のコンテナの上縁の例示的な輪郭を示す図である。
【図１０Ｄ】一実施形態による、理想化された画像内のコンテナの内面上の影の例示的な輪郭を示す図である。
【図１１】機械可読媒体から命令を読み出し、プロセッサまたはコントローラにおいてそれらを実行することが可能な例示的な機械の構成要素を示すブロック図である。
【発明を実施するための形態】
【０００７】
図面および以下の説明は、例示としてのみ、好ましい実施形態に関する。以下の説明から、ここで開示する構造および方法の代替的実施形態は、特許請求するものの原理から逸脱することなく、採用し得る実行可能な代替形態として容易に認識されるであろうことに留意すべきである。
【０００８】
ここで、いくつかの実施形態に対する参照が詳細に行われ、その例は付随する図面に示されている。実用的であるときはいつでも、類似のまたは同様の参照番号が図面内で使用される場合があり、類似のまたは同様の機能を示すことができることに留意されたい。図面は、例示のみの目的のために、開示されているシステム（または方法）の実施形態を示す。当業者は、以下の説明から、ここで説明されている原理から逸脱することなく、ここで示されている構造および方法の代替的実施形態を採用し得ることを容易に認識するであろう。
【０００９】
構成の概観
例として開示する実施形態は、広い地理的領域（例えば、国）にわたって、浮き屋根（ｆｌｏａｔｉｎｇ　ｒｏｏｆ）構造を有する円筒コンテナまたはタンクのような遠隔物体を識別し、遠隔物体の充填容積（ｆｉｌｌｅｄ　ｖｏｌｕｍｅ）を決定するためのシステム、方法および／またはコンピュータプログラム製品（例えば、１つ以上の処理装置によって実行可能な命令を格納する非一時的（ｎｏｎ－ｔｒａｎｓｉｔｏｒｙ）コンピュータ可読記憶媒体）である。
【００１０】
１つの例示的な実施形態において、遠隔コンテナ分析システムが、衛星、ドローン、または他の空中に構成された撮像システムのような空中撮像デバイスから、浮き屋根構造を有する円筒コンテナまたはタンクのような対象の物体の画像を受信することができる。そのようなタンクは一般的にクラスタまたは「タンク場（ｔａｎｋ　ｆａｒｍｓ）」において見出される。システムは、画像からパラメータベクトルを抽出する。パラメータベクトルは、空中撮像デバイスの仰角を記述するパラメータを含むことができる。システムは、

画像に対して画像分析を実施して、対象の物体の高さおよび幅を決定する。システムは、抽出したパラメータベクトルならびに対象の物体の決定した高さおよび幅を使用して、対象の物体の理想化された画像テンプレートを生成する。各理想化された画像は、３０％、７０％などのような対象の物体の別個の充填容積に対応する。システムは、対象の物体の受信した画像を各理想化された画像と照合（ｍａｔｃｈ）し、受信した画像のピクセルと理想化された画像のピクセルとの間のドット積（ｄｏｔ　ｐｒｏｄｕｃｔ）を実施することによって対象の物体の充填容積を決定する。システムは、対象の物体の決定した充填容積に対応する情報をユーザデバイスに送信する。

【００１１】

例示的なシステム環境

ここで図１を参照すると、それは、一実施形態による、遠隔コンテナ分析システム１０１が動作する例示的なシステム環境のブロック図を示す。図１に示す例示的なシステム環境は、空中撮像デバイス１１０、遠隔コンテナ分析システム１０１、およびユーザデバイス１２０を含むことができる。

【００１２】

図１に示す空中撮像デバイス１１０は、衛星、ドローン、または、他の空中に構成された撮像システムであってもよく、低解像度画像を捕捉することができる。画像は、同じスペクトル帯域または異なるスペクトル帯域に対応してもよく、スペクトル帯域は光の波長の範囲に対応する。例示的なスペクトル帯域は、赤色スペクトル帯域、緑色スペクトル帯域、青色スペクトル帯域、赤外線スペクトル帯域、および全整色（ｐａｎｃｈｒｏｍａｔｉｃ）のスペクトル帯域を含む。低解像度画像は、高解像度画像（例えば、１ピクセル当たり５０ｃｍ）よりも相当に低い解像度（例えば、１ピクセル当たり１５ｍ）を有することに留意されたい。

【００１３】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、画像ストア１０２、任意選択の特徴抽出モジュール１０４、機械学習モデル１０４、コンテナ分析モジュール１０７、パラメータ抽出モジュール１０５、およびテンプレート生成モジュール１０３を含むことができる。図２を参照しながら以下で示し、説明するように、図１に示す画像ストア１０２は、空中撮像デバイス１１０から受信した画像を格納することができる。特徴抽出モジュール１０４は、任意選択的に、空中撮像デバイス１１０から受信した画像から特徴ベクトルを抽出することができる。図４を参照しながら以下で示し、説明するように、例えば、特徴ベクトルは、画像内のピクセルのピクセル属性に基づく集約値（ａｇｇｒｅｇａｔｅ　ｖａｌｕｅｓ）を含んでもよい。図５を参照しながら以下で示し、説明するように、遠隔コンテナ分析システム１０１は、機械学習モデル１０４に特徴ベクトルを送信して、画像内の対象の物体を識別する。コンテナ分析モジュール１０７は、画像内の識別した対象の物体に関連するパターン、例えば、画像の捕捉の時間、画像のカウント（ｃｏｕｎｔｓ）、画像の充填容積を分析することができる。

【００１４】

パラメータ抽出モジュール１０５は、画像からパラメータ、例えば、空中撮像デバイス１１０の方位角を記述するパラメータ、太陽の仰角を記述するパラメータ、および、太陽の方位角を記述するパラメータを抽出することができる。図７を参照しながら以下で示し、説明するように、抽出したパラメータを使用して対象の物体の理想化された画像テンプレートを生成するために、パラメータはテンプレート生成モジュール１０３によって使用される。各理想化された画像は、対象の物体の別個の充填容積、例えば、３５％に対応する。

【００１５】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、図１に示すユーザデバイス１２０と対話することができる。ユーザデバイス１２０は、ユーザ入力を受信すること、ならびに、ネットワークを介してデータを送信および／または受信することが可能なコンピューティングデバイスであってもよい。１つの例示的な実施形態において、ユーザデバイス１２０は、デスク

トップまたはラップトップコンピュータのような従来のコンピュータシステムであってもよい。あるいは、ユーザデバイス１２０は、パーソナルデジタルアシスタント（ＰＤＡ）、携帯電話、スマートフォン、タブレット、または別の適切なデバイスのようなコンピュータ機能を有するデバイスであってもよい。遠隔コンテナ分析システム１０１は、例えば、グラフィカルアイコン、グラフィカルオーバーレイ、および他の視覚インジケータを通じて、対象の物体の視覚表現をユーザデバイス１２０に送信し、対象の物体の視覚表現をユーザインターフェースに出力することができる。

【００１６】

例示的なシステムアーキテクチャ

ここで図２に移ると、それは、一実施形態による、遠隔コンテナ分析システム１０１のための例示的なシステムアーキテクチャのブロック図を示す。図２に示すシステムアーキテクチャは、外部システムインターフェース２０１、画像ストア１０２、パラメータ抽出モジュール１０５、テンプレート生成モジュール１０３、任意選択の特徴抽出モジュール１０４、任意選択の特徴ストア２０２、機械学習モデル１０６、機械学習トレーニングエンジン２０３、画像分析モジュール２０４、テンプレートマッチングモジュール２０５、コンテナ分析モジュール１０７、およびコンテナパターンストア２０６を含むことができる。

【００１７】

図２に示す外部システムインターフェース２０１は、空中撮像デバイス１１０から画像を表すデータパケットを受信する専用のハードウェアまたはソフトウェアネットワーキングデバイスであってもよい。外部システムインターフェース２０１は、対象の物体の視覚表現または対象の物体の決定した充填容積に対応する情報を表すデータパケットを、遠隔コンテナ分析システム１０１からネットワークを介してユーザデバイス１２０に転送することができる。１つの例において、外部システムインターフェース２０１は、インターネット基幹の光ファイバ回線を通して高速にデータパケットを転送する。別の例において、外部システムインターフェース２０１は、ボーダゲートウェイプロトコル（ＢＧＰ）を使用してルーティング情報を交換し、エッジルータ、境界ルータ、またはコアルータであってもよい。

【００１８】

図２に示す画像ストア１０２は、空中撮像デバイスから受信した画像を格納することができる。実用的で効率的な広い領域にわたる走査を行うために、より解像度の低い画像がシステムの第１のフェーズに使用される。そのような画像の一例が、（全整色の帯域における）１５ｍ／ピクセルのランドサット画像である。システムの第１のフェーズは、より低い精度という代償を払って高い再現率を有するように設計される。図４を参照しながら以下で説明するように、第２のフェーズにおいて、より高い解像度の画像、例えば、５０ｃｍ／ピクセルを使用して、フォールスアラーム（ｆａｌｓｅ　ａｌａｒｍｓ）をフィルタで除去（ｆｉｌｔｅｒ　ｏｕｔ）するように機械学習モデルをトレーニングすることができる。パラメータ抽出モジュール１０５、任意選択の特徴抽出モジュール１０４、および画像分析モジュール２０４は、処理のために、画像ストア１０２によって格納されている画像を取り出すことができる。画像ストア１０２は、取り外し可能または取り外し不能なメモリカード、テープカセット、ジップカセット、およびコンピュータハードドライブのうちの１つ以上に格納される画像のデータベースまたは表として編成されてもよい。１つの実施形態において、画像ストア１０２は、各々が画像の１つ以上の属性を記述する複数のデータフィールドを含むことができる。１つの例において、画像ストア１０２は、単一の画像について、捕捉の時間、スペクトル帯域情報、地理的領域座標などを含む。

【００１９】

任意選択の特徴抽出モジュール１０４は、画像ストア１０２内の画像から、特徴ベクトルを抽出することができる。特徴ベクトルは、画像内のピクセルのピクセル属性に基づく集約値を含むことができる。一実施形態において、特徴抽出モジュール１０４は、任意選択的に、ピクセルクラスタリング（ｐｉｘｅｌ　ｃｌｕｓｔｅｒｉｎｇ）を使用して隣接

するピクセルのクラスタを識別することができる。識別したクラスタ内で、隣接するピクセルは、ピクセル属性に基づいて互いにマッチすることができる。例えば、グレースケール画像について、ピクセル属性は、ピクセルの輝度を表す単一の数であってもよい。この例において、ピクセル属性は、０から２５５までの可能な値の範囲を与える８ビット整数として格納されるバイトである。ゼロは黒色を表し、２５５は白色を表す。０と２５５との間の値は、灰色の異なる色調を構成する。色画像の別の例において、別個の赤色、緑色および青色の成分が、各ピクセルについて指定される。この例において、ピクセル属性は、３つの数のベクトルである。

【００２０】

図２に示す任意選択の特徴抽出モジュール１０４は、画像内の各ピクセルを、ピクセルの属性を有する領域として初期化することによって、画像ストア１０２からの画像内のピクセルクラスタを識別することができる。特徴抽出モジュール１０４は、最も類似する属性値を有する２つの隣接する領域を識別する。これらの２つの領域は併合され、２つの領域のすべてのピクセルを含み、２つの領域の属性値の平均としての属性値を有する新たな領域を形成する。特徴抽出モジュール１０４は、残された類似する領域がなくなるまで、このプロセスを繰り返す。

【００２１】

図２に示す特徴抽出モジュール１０４の他の実施形態は、（ａ）候補特徴として使用するための画像内のエッジまたはコーナを見出す、ハリスコーナ（Ｈａｒｒｉｓ　Ｃｏｒｎｅｒ）またはキャニーエッジ（Ｃａｎｎｙ　ｅｄｇｅ）のようなエッジ／コーナ検出方法、（ｂ）エッジ強度情報を抽出する画像勾配（ｉｍａｇｅ　ｇｒａｄｉｅｎｔｓ）、（ｃ）特定の形状を識別する方向付けられたフィルタ、（ｄ）特徴を抽出するために局所または大域閾値を使用する閾値化方法、（ｅ）与えられた画像パッチにおける向きおよびエッジ記述特徴を算出する、スケール不変特徴変換（ＳＩＦＴ：Ｓｃａｌｅ－Ｉｎｖａｒｉａｎｔ　Ｆｅａｔｕｒｅ　Ｔｒａｎｓｆｏｒｍ）、スピードアップロバスト特徴（ＳＵＲＦ：Ｓｐｅｅｄｅｄ　Ｕｐ　Ｒｏｂｕｓｔ　Ｆｅａｔｕｒｅｓ）、加速化断片試験による特徴抽出（ＦＡＳＴ：Ｆｅａｔｕｒｅｓ　ｆｒｏｍ　Ａｃｃｅｌｅｒａｔｅｄ　Ｓｅｇｍｅｎｔ　Ｔｅｓｔ）、二値頑健独立基本特徴（ＢＲＩＥＦ：Ｂｉｎａｒｙ　Ｒｏｂｕｓｔ　Ｉｎｄｅｐｅｎｄｅｎｔ　Ｅｌｅｍｅｎｔａｒｙ　Ｆｅａｔｕｒｅ）、高速レティーナキーポイント（ＦＲＥＡＫ：Ｆａｓｔ　Ｒｅｔｉｎａ　Ｋｅｙｐｏｉｎｔ）、および勾配方向ヒストグラム（ＨＯＧ：Ｈｉｓｔｏｇｒａｍ　ｏｆ　Ｏｒｉｅｎｔｅｄ　Ｇｒａｄｉｅｎｔｓ）のような画像パッチ記述手段のうちの１つまたは組み合わせを使用することができる。

【００２２】

図２に示す特徴抽出モジュール１０４は、受信した画像においてエッジ分析を実施して、対象の物体に対応する画像内のピクセルを識別することができる。特徴抽出モジュール１０４は、画像内の各ピクセル位置（ｉ，ｊ）に作用することができる。ここで、ｉは画像内のピクセル位置の行値を表し、ｊは画像内のピクセルの列値を表す。１つの例示的な実施形態において、Ｓは画像を表し、Ｍは対応する物体マップ画像出力を表す。画像Ｓ内の位置（ｉ，ｊ）が物体ピクセルに対応するときはいつでも、関数Ｍ（ｉ，ｊ）は１であると定義され、それ以外では０であると定義される。特徴抽出モジュール１０４は、ピクセル属性が急激に変化する画像内の点を識別することができる。ピクセル属性が急激に変化する点は、エッジと称される曲線セグメントのセットに編成され得る。特徴抽出モジュール１０４は、エッジの対を識別するためのエッジ分析プロセスにおいて３つのステップ、すなわち、フィルタリング、強調（ｅｎｈａｎｃｅｍｅｎｔ）、および検出を実施することができる。フィルタリングステップは、画像内のノイズ、例えば、ごま塩ノイズ、インパルスノイズおよびガウスノイズを低減する。強調は、ピクセル属性値における相当の変化がある位置（ｉ，ｊ）にあるピクセルを目立たせる。１つの例において、特徴抽出モジュール１０４は、様々なピクセル位置（ｉ，ｊ）において画像の勾配の大きさを計算することによって、強調を実施する。検出は、閾値よりも高い勾配値を有するピクセル位置

（ｉ，ｊ）を探索して、エッジピクセルを検出する。

【００２３】

代替的実施形態において、図２に示す特徴抽出モジュール１０４は、画像を分析して、対象の物体が予測される対象の領域を含む確率的ヒートマップまたはブロック化された画像を作成することができる。特徴抽出モジュール１０４は、幾何学的情報（例えば、点、線、および多角形）を含む他のマッピングソースを組み込むようにさらに構成されてもよい。特徴抽出モジュール１０４は、確率的ヒートマップを直接的に作成するために、または、例えば、線発見アルゴリズムもしくはランダムフォレストアルゴリズムのような他の画像処理演算と合わせて、または、特徴抽出を必要としない、サポートベクタマシン（ＳＶＭ：Ｓｕｐｐｏｒｔ　Ｖｅｃｔｏｒ　Ｍａｃｈｉｎｅｓ）、ニューラルネットワーク、もしくは畳み込みニューラルネットワーク（ＣＮＮ：ｃｏｎｖｏｌｕｔｉｏｎａｌ　ｎｅｕｒａｌ　ｎｅｔｗｏｒｋ）のような機械学習方法を使用して、幾何学的情報を使用することができる。

【００２４】

図２に戻って参照すると、特徴抽出モジュール１０４は、画像内の冗長性、例えば、繰り返しピクセル値を低減して、画像を縮小された特徴セット（特徴ベクトル）に変換する。特徴ベクトルは、初期画像全体の代わりに、この縮小された表現を使用することによって、対象の物体が機械学習モデル１０６によって識別され得るように、画像からの関連情報を含む。特徴抽出モジュール１０４によって抽出される例示的な特徴が図４に示され、記載されている。いくつかの例示的な実施形態において、以下の次元縮小技法（ｄｉｍｅｎｓｉｏｎａｌｉｔｙ　ｒｅｄｕｃｔｉｏｎ　ｔｅｃｈｎｉｑｕｅｓ）、すなわち、独立成分分析、アイソマップ（Ｉｓｏｍａｐ）、カーネルＰＣＡ、潜在的意味分析、部分最小二乗法、主成分分析、多因子次元縮小法、非線形次元縮小法、多重線形主成分分析、多重線形部分空間学習、半定値埋め込み（ｓｅｍｉｄｅｆｉｎｉｔｅ　ｅｍｂｅｄｄｉｎｇ）、オートエンコーダ、および深い特徴合成（ｄｅｅｐ　ｆｅａｔｕｒｅ　ｓｙｎｔｈｅｓｉｓ）が、特徴抽出モジュール１０４によって使用されてもよい。

【００２５】

図２に示す特徴ストア２０２は、特徴抽出モジュール１０４によって、受信した画像から抽出された特徴を格納する。遠隔コンテナ分析システム１０１は、機械学習モデル１０６をトレーニングするために、格納された特徴を取り出す。特徴ストア２０２は、取り外し可能または取り外し不能なメモリカード、テープカセット、ジップカセット、およびコンピュータハードドライブのうちの１つ以上に格納される画像のデータベースまたは表として編成されてもよい。

【００２６】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、トレーニングセットおよび特徴ストア２０２からのデータを使用して、機械学習モデル１０６をトレーニングすることができる。図３Ａおよび図３Ｂを参照しながら以下で示し、説明するように、１つの例示的な実施形態において、機械学習モデル１０６は、対象の物体に対応するピクセルのラベルを付されたクラスタを含むトレーニングセットを受信することができる。図２に示す機械学習トレーニングエンジン２０３は、ピクセルのクラスタのスコアを決定するために、トレーニングセットを使用して機械学習モデル１０６をトレーニングすることができる。スコアは、特徴ベクトルに基づいてクラスタが対象の物体に対応する尤度（ｌｉｋｅｌｉｈｏｏｄ）を示す。機械学習トレーニングエンジン２０３によって追従されるプロセスは、図４に示されている。遠隔コンテナ分析システム１０１は、スコアが閾値を超え、クラスタを対象の物体と関連付けるか否かに基づいて、クラスタを選択することができる。

【００２７】

代替的な例示的実施形態において、（畳み込みニューラルネットワークの形態の）図２に示す機械学習モデル１０６は、特徴抽出の必要なしに、画像から直接的に出力を生成することができる。ＣＮＮは、そのニューロンの間の接続パターンが視覚野の組織によって刺激を与えられるタイプのフィードフォワード人工ニューラルネットワークである。個々

の皮質ニューロンは、受容野として知られている制限された空間領域内で刺激に対して応答する。異なるニューロンの受容野は、それらが視覚野をタイリングするように、部分的に重なり合う。その受容野内での刺激に対する個々のニューロンの応答は、畳み込み演算によって数学的に近似され得る。ＣＮＮは、生物学的プロセスに基づき、最小量の前処理を使用するように設計された多層パーセプトロンの変形形態である。ＣＮＮの利点は、特徴抽出の排除および畳み込み層における共有される重みの使用を含み、これは、層内の各ピクセルについて同じフィルタ（重みバンク）が使用されることを意味し、これは、メモリフットプリントを低減するとともに、性能を改善する。

【００２８】

機械学習モデル１０６は、畳み込み層と最大プーリング層の両方から成るＣＮＮであってもよい。機械学習モデル１０６のアーキテクチャは「完全に畳み込み」であってもよく、これは、可変にサイジングされる入力画像がそれに供給され得ることを意味する。機械学習モデル１０６への入力は、全整色ランドサット画像であってもよく、機械学習モデル１０６の出力は、ピクセル毎の確率マップであってもよい（すなわち、入力画像内の各ピクセルについて、機械学習モデル１０６は、そのピクセルの周囲のパッチを考慮し、そのピクセルがタンク場の一部分である確率を返す）。機械学習モデル１０６内の最後を除くすべての畳み込み層が、適切に修正された線形ユニット活性化によって追従され得る。すべての畳み込み層について、機械学習モデル１０６は、カーネルサイズ、畳み込みのストライド、およびその層の入力に適用されるゼロパディングの量を指定することができる。プーリング層について、モデル１０６は、カーネルサイズおよびプーリングのストライドを指定することができる。

【００２９】

（ＣＮＮの形態の）機械学習モデル１０６の出力は、任意選択的に、ピクセルクラスタを含んでもよく、各ピクセルクラスタは、複数の画像のうちの個別の画像内の１つ以上の隣接するピクセルを含み、当該隣接するピクセルは、ピクセル属性に基づいて互いにマッチする。出力は、ピクセルクラスタが対象の物体に対応する尤度を示すスコアを含むことができる。出力は、対象の物体に対応する１つ以上のピクセル位置を含むことができる。出力は、各対象の物体内のピクセルの数を含むことができる。出力は、ピクセルクラスタと対象の物体との間の関連付けを含むことができる。

【００３０】

図２に示すパラメータ抽出モジュール１０５は、空中撮像デバイス１１０から受信した画像内のメタデータからパラメータベクトルを抽出することができる。パラメータベクトルは、空中撮像デバイスの仰角を記述する例示的なパラメータを含むことができる。衛星仰角とは、衛星を直接的に差す線と、局所水平面との間の角度を指す。パラメータは、受信した画像の捕捉の時間を記述することができる。パラメータは、空中撮像デバイスの方位角を記述することができる。方位角は球座標系における角度測定値であり、これは、衛星を直接的に差す線と、基準面上で北を指す基準ベクトルとの間の角度を指す。

【００３１】

パラメータ抽出モジュール１０５によって抽出されるパラメータは、太陽の仰角を記述することができる。太陽の仰角とは、太陽を直接的に差す線と、局所水平面との間の角度を指す。パラメータは、太陽の方位角を記述することができる。太陽の方位角とは、太陽を直接的に差す線と、基準面上で北を指す基準ベクトルとの間の角度を指す。パラメータは、画像内の対象の物体の底部の中心の地理的位置を記述することができる。遠隔コンテナ分析システム１０１は、いくつかのパラメータが不正確であり得るという仮定の下で動作する。具体的には、システムは、物体の位置および衛星の角度が正確でない可能性があるが、ここで説明されているように処理され得ると仮定する。

【００３２】

画像分析モジュール２０４は、画像ストア１０２から画像を取り出す。画像分析モジュール２０４は、画像に対して画像分析を実施して、画像内の対象の物体の高さおよび幅を決定する。例えば、画像分析モジュール２０４は、対象の物体の画像のピクセル解像度ｒ

を受信することができる。画像分析モジュール２０４は、対象の物体の高さに関連するピクセルの数ｈを決定することができる。画像分析モジュール２０４は、ピクセル解像度ｒおよび対象の物体の高さに関連するピクセルの数ｈに基づいて、高さ＝ｒ×ｈとして、対象の物体の高さを決定することができる。画像分析モジュール２０４は、対象の物体の幅に関連するピクセルの数ｗを決定することができる。画像分析モジュール２０４は、ピクセル解像度ｒおよび対象の物体の幅に関連するピクセルの数ｗに基づいて、幅＝ｒ×ｗとして、対象の物体の幅を決定することができる。

【００３３】

画像分析モジュール２０４は、受信した画像をクロップ（ｃｒｏｐ）して、対象の物体の中心を受信した画像の中心に位置付けることができる。実施形態において、画像分析モジュール２０４は、画像の外側部分を自動的に除去して、フレーミングを改善し、対象の物体を目立たせ、またはアスペクト比を変更することができる。画像分析モジュール２０４は、対象の物体の影および内面に対応するピクセルを負の値、例えば－１に設定し、対象の物体の屋根に対応するピクセルを正の値、例えば＋１に設定することによって、対象の物体の受信した画像のスケールを変更することができる。

【００３４】

図２に示すテンプレート生成モジュール１０３は、パラメータ抽出モジュール１０５によって抽出されたパラメータベクトルを使用し、対象の物体の幾何学的形状の三角法投影（ｔｒｉｇｏｎｏｍｅｔｒｉｃ　ｐｒｏｊｅｃｔｉｏｎ）に基づいて、例えば、１０％、３０％などの異なる充填容積の割合についての理想化された画像テンプレートを合成する。充填容積の割合を変化させることによって、テンプレートのセットが生成される。図８は、異なる充填容積の割合に対応する円筒タンクコンテナの理想化された画像８００のセットを示す。テンプレート生成モジュール１０３は、抽出したパラメータベクトル、対象の物体の決定された高さおよび決定された幅を使用して、対象の物体の理想化された画像を生成する。衛星視野角（仰角および方位角）の不正確さを許容するために、テンプレート生成モジュール１０３は、特徴抽出モジュール１０４によって抽出された角度値の周りの角度値の範囲にわたる掃引（ｓｗｅｅｐ）を実施することができる。

【００３５】

テンプレート生成モジュール１０３は、受信した画像が中心に対象の物体を有すると仮定するが、合成プロセスによって正確な位置についてのいくらかの誤差が許容される。また、テンプレート生成モジュール１０３は、その屋根を含む物体が明るく色付けされているとも仮定する。それは、物体の屋根およびその上縁（ｔｏｐ　ｒｉｍ）、ならびに物体の内壁によって落とされる影が暗く色付けされていると仮定する。図７を参照しながら以下で示し、説明するように、理想化された画像テンプレートは、円の位置から構築される。円は、対象の物体の上縁、対象の物体の底部、対象の物体の内面上の影の円弧、および、対象の物体の屋根に対応する。図８に示す実施形態において、理想化された画像は、対象の物体の上縁、対象の物体の内面上の影の円弧、および、対象の物体の屋根に対応する円の位置のみから構築され得る。テンプレート生成モジュール１０３は、物体の高さおよび幅、所望の浮き屋根の高さ、２つの衛星角度および２つの太陽角度を使用する。その情報および図７に示す三角方程式を使用して、テンプレート生成モジュール１０３は、円が位置する所の２Ｄ投影を作成する。また、テンプレート生成モジュール１０３は、各理想化された画像をクロップして、対象の物体の中心を各理想化された画像の中心に位置付けることもできる。

【００３６】

円位置が生成されると、テンプレート生成モジュール１０３は、上縁に対応する円、影の円弧に対応する円、および屋根に対応する円に対して畳み込みを実施することによって、物体の異なる充填容積について図９に示す理想化された画像を合成する。テンプレート生成モジュール１０３は、３つの円の間のユニオン（ｕｎｉｏｎｓ）およびインターセクション（ｉｎｔｅｒｓｅｃｔｉｏｎｓ）を実施することによって畳み込みを実施して、図９に示す理想化された物体画像の「眼球」形状（暗い領域および影の領域）を生成する。

テンプレート生成モジュール１０３は、対象の物体の影および内面に対応するピクセルを－１のような負の値に設定し、対象の物体の屋根に対応するピクセルを＋１のような正の値に設定し、すべての他のピクセルを０に設定することによって、対象の物体の各理想化された画像のスケールを変更することができる。

【００３７】

３つの円の間のユニオンおよびインターセクションは、テンプレート生成モジュール１０３によって、例えば、形態学的画像処理（ｍｏｒｐｈｏｌｏｇｉｃａｌ　ｉｍａｇｅ　ｐｒｏｃｅｓｓｉｎｇ）を使用して実施されてもよい。形態学的画像処理とは、画像内の特徴の形状または形態に関する非線形演算を指す。形態学的画像処理演算は、ピクセル値の相対的な順序付けのみに依拠し、それらの数値には依拠せず、それゆえ、スケールを変更された理想化された画像に適合する。Ａ∩Ｂと書かれる２つの画像ＡおよびＢのインターセクションは、ＡとＢの両方において１であるすべてのピクセルｐにおいて１である二値画像である。Ａ∪Ｂと書かれるＡおよびＢのユニオンは、Ａにおいて１であるかまたはＢにおいて１である（または両方において１である）すべてのピクセルｐにおいて１である二値画像である。

【００３８】

図２に示すテンプレートマッチングモジュール２０５は、対象の物体の受信した画像を、テンプレート生成モジュール１０３によって合成された各理想化された画像と照合して、対象の物体の充填容積を決定する。照合は、受信した画像のピクセルと、理想化された画像のピクセルとの間のドット積を実施することによって実施され得る。受信した画像および理想化された画像は、そのピクセル値が－１から＋１までの範囲にわたる（すなわち、暗いピクセル（影、内壁など）は負であり、明るいピクセル（屋根など）は正である）ようにスケールを変更されるため、受信した画像と理想化された画像との間のドット積を実施することは、結果として、受信した画像と理想化された画像とが同様に見える場合に大きい正の数をもたらす。これは、受信した画像内の正のピクセルが理想化された画像内の正のピクセルと整合し、受信した画像内の負のピクセルが理想化された画像内の負のピクセルと整合するためである。

【００３９】

図２に示すテンプレートマッチングモジュール２０５によってドット積を実施することは、受信した画像のピクセルおよび理想化された画像のピクセルを受けて単一の数を返す代数的演算である。代数的には、ドット積は、受信した画像のピクセルおよび理想化された画像のピクセルの対応するピクセル値の積の和である。例えば、Ａが受信した画像であり、Ｂが理想化された画像テンプレートである場合において、２つの画像Ａ＝［a_1，a_2，．．．，a_n］およびＢ＝［b_1，b_2，．．．，b_n］のドット積は、Ａ・Ｂ＝$\Sigma_i a_i b_i = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \ldots + a_n b_n$として決定できる。偽陽性（ｆａｌｓｅ　ｐｏｓｉｔｉｖｅ）マッチを回避するために画像分析モジュール２０４およびテンプレートマッチングモジュール２０５によって実施される畳み込みのさらなる詳細については、図９を参照しながら以下で示し、説明する。

【００４０】

地理的に参照される画像における不正確さ、および、物体が予測される位置に正確に存在しない場合があるという事実を許容するために、テンプレートマッチングモジュール２０５は、受信した画像にわたって掃引を実施して、物体のいくつかの可能性のある位置を考慮する。テンプレートマッチングモジュール２０５は、受信した画像と各テンプレートとの間の２Ｄ畳み込みを使用することによって掃引を実施する。テンプレートマッチングモジュール２０５は、対象の物体の受信した画像についてのテンプレートマッチを発見すると、対象の物体の充填容積を、マッチする理想化された画像テンプレートに対応する充填容積として決定する。

【００４１】

コンテナ分析モジュール１０７は、受信した画像の捕捉の時間、受信した画像内の１つ以上の対象の物体のカウント、および、受信した画像内の１つ以上の対象の物体の各々の

決定した充填容積のうちの１つ以上を含む対象の物体のパターンを分析することができる。コンテナ分析モジュール１０７は、分析した対象の物体のパターンが閾値を超える場合に、ユーザデバイス１２０に情報を送信することができる。例えば、コンテナ分析モジュール１０７は、受信した画像内の対象の物体のカウントが閾値を超えるか、または、閾値数の物体の決定した充填容積が閾値を超える場合に、ユーザデバイス１２０に情報を送信することができる。

【００４２】

図２に示すコンテナパターンストア２０６は、コンテナ分析モジュール１０７から受信したパターンを格納することができる。コンテナパターンストア２０６は、取り外し可能または取り外し不能なメモリカード、テープカセット、ジップカセット、およびコンピュータハードドライブのうちの１つ以上に格納されるデータベースまたは表として編成されてもよい。１つの実施形態において、コンテナパターンストア２０６は、各々が物体の１つ以上の属性を記述する複数のデータフィールドを格納する。１つの例において、コンテナパターンストア２０６は、単一の物体について、画像の捕捉の時間、地理的領域座標、物体の高さ、および／または物体の幅を格納する。

【００４３】

例示的な機械学習トレーニングセット

図３Ａは、一実施形態による、遠隔コンテナ分析システム１０１のための例示的な肯定的トレーニングセット３００を示す。機械学習モデル１０６のトレーニングの一部として、機械学習トレーニングエンジン２０３は、問題の特性（移動車両の存在）を有すると決定されている特徴の肯定的トレーニングセットを識別することによって、特徴およびトレーニングラベル、例えばコンテナ３０５のトレーニングセットを形成し、いくつかの実施形態において、図３Ｂを参照しながら以下で詳細に説明するように、問題の特性を欠く特徴の否定的トレーニングセットを形成する。例えば、各トレーニングセットは、コンテナ、例えばコンテナ３０３に対応する、ラベルを付されたピクセルクラスタを含むことができる。トレーニングセットを収集するために、世界中の知られているタンク場の周りで多角形をマークし、ダウンロードされたランドサット８画像を、これらの多角形と交わらせることができる。また、否定的な例（すなわち、石油タンク場を含まない画像）のセットのために、ランダムにサンプリングされた画像を収集することもできる。トレーニングされると、機械学習モデル１０６は、対象の領域（例えば、米国）内のすべての画像上で動作することができる。遠隔コンテナ分析システム１０１の最終的な出力は、機械学習モデル１０６が高い出力スコアを返した対象の領域（幾何学的多角形）のセットである。

【００４４】

図３Ａに示す肯定的トレーニングセット３００は、コンテナの存在を有すると決定されている特徴を含む。肯定的トレーニングセット３００は、コンテナ３０５、コンテナ３０３、およびコンテナ３０４に対応する、ラベルを付されたピクセルクラスタを含むことができる。また、肯定的トレーニングセット３００は、背景領域の水３０１および陸地３０２のラベルをも含む。例示的なトレーニングセット３００は、陸地３０２が水３０２に直面する港に対応し得る。肯定的トレーニングセット３００において、コンテナ３０５は、水のラベルを付された領域内にあり、一方で、コンテナ３０３および３０４は、陸地のラベルを付された領域内にある。

【００４５】

図３Ｂは、例示的な一実施形態による、遠隔コンテナ分析システム１０１のための例示的な否定的トレーニングセットを示す。図３Ｂに示す否定的トレーニングセット３５０は、コンテナの存在を欠くと決定されている特徴を含む。否定的トレーニングセット３５０は、部分的に水３５１の中に位置付けられ、部分的に陸地３５２の上に位置付けられている偽陽性のピクセルのクラスタ３５４を含む。また、否定的トレーニングセット３５０は、２つの交わるピクセルのクラスタに関連する偽陽性のピクセルのクラスタ３５３をも含む。２つのコンテナは互いに交わり得ないため、これらの２つの交わるピクセルのクラスタは偽陽性であり、そのようにラベルを付される（３５３）。

【００４６】
いくつかの例示的な実施形態において、トレーニングセット３００および３５０は、高いスコアを表すピクセルクラスタ、および、低いスコアを表すピクセルクラスタに手作業でラベルを付すことによって作成され得る。他の実施形態において、機械学習トレーニングエンジン２０３は、画像ストア１０２から取得される、格納されている画像からトレーニングセットを抽出することができる。例えば、格納されている画像が、陸地に位置付けられているピクセルクラスタ、例えばコンテナ３０３を含む場合、機械学習トレーニングエンジン２０３は、そのピクセルクラスタを肯定的トレーニングセットとして使用することができる。格納されている画像が、部分的に陸地に位置付けられており、部分的に水の上に位置付けられているピクセルクラスタ、例えば偽陽性３５４を含む場合、機械学習トレーニングエンジン２０３は、そのピクセルクラスタを否定的トレーニングセットとして使用することができる。
【００４７】
例示的な機械学習トレーニングプロセス
ここで、図４を参照すると、それは、遠隔コンテナ分析システム１０１内の機械学習モデル１０６のための、機械学習トレーニングエンジン２０３の例示的なトレーニングプロセスを示す。プロセスは、画像分析モジュール２０４、特徴抽出モジュール１０４、および機械学習モデル１０６を使用することができる。図４および他の図面は、同様の要素を識別するために、同様の参照数字を使用する。「４１０ａ」のような、参照数字の後の文字は、テキストがその特定の参照数字を有する要素を特に参照することを示す。「４１０」のような、後続の文字を有しないテキスト内の参照数字は、その参照数字を保持する図面内のあらゆる要素を参照し、例えば、テキスト内の「４１０」は、図面内の参照数字「４１０ａ」および／または「４１０ｂ」を参照する。
【００４８】
画像分析モジュールは、トレーニング画像４０１内でエッジ分析を実施して、対象の物体に対応する画像内のピクセルを識別することができる。図４に示す特徴抽出モジュール１０４は、トレーニング画像４０１から特徴４１０を抽出する。トレーニング画像４０１に対応する特徴４１０は、トレーニングラベル４０２に基づいて機械学習モデル１０６をトレーニングするために使用される。１つの例示的な実施形態において、特徴４１０ａは、画像４０１内のピクセルのピクセル属性に基づく集約値を表すことができる。画像４０１から特徴４１０ａを抽出することは、ピクセルクラスタリングを実施して、画像４０１内の隣接するピクセルのクラスタを識別することを含むことができる。画像４０１内の当該隣接するピクセルは、ピクセル属性に基づいて互いにマッチする。例示的な特徴４１０ｂは、画像内の隣接するピクセルの２つのクラスタが互いに交わるか否かを表すことができ、この特徴は、機械学習モデル１０６に、コンテナが交わり得ないため、２つのピクセルクラスタはコンテナを表すことができないことを教示する。
【００４９】
例示的な特徴４１０ｃは、ピクセルのクラスタが部分的に陸地に、かつ部分的に水の上に位置付けられるか否かを表すことができ、この特徴は、機械学習モデル１０６に、コンテナが部分的に陸地に、かつ部分的に水の上に位置付けられ得ないため、ピクセルクラスタはコンテナを表すことができないことを教示する。特徴４１０ｄは、ピクセル位置とピクセル属性との間の関連付けを表すことができる。例えば、特徴４１０ｄは、画像内でその右側に位置付けられているピクセルに対するあるピクセルの輝度値を表すことができ、この特徴は、機械学習モデル１０６に、ピクセルが周囲のピクセルよりも明るいため、ピクセルがコンテナを表すピクセルクラスタの一部であり得ることを教示する。特徴４１０ｅは、画像内で同じ行に位置付けられているピクセルの平均輝度に対するあるピクセルの輝度を表すことができ、この特徴は、機械学習モデル１０６に、ピクセルが周囲のピクセルよりも明るい（例えば、より大きい照度である）ため、ピクセルがコンテナを表す画像ブロブの一部であり得ることを教示する。
【００５０】

機械学習トレーニングエンジン２０３は、特徴ベクトル４１０およびトレーニングラベル４０２を使用して、図４に示す機械学習モデル１０６をトレーニングすることができる。１つの実施形態では、それによって機械学習モデル１０６は画像内の各ピクセル位置のスコアを決定するように構成されており、スコアは、当該ピクセル位置がコンテナに対応する尤度を示す。別の実施形態では、機械学習モデル１０６はピクセルクラスタのスコアを決定するように構成されており、スコアは、ピクセルクラスタがコンテナに対応する尤度を示す。代替的実施形態では、機械学習モデル１０６はピクセルクラスタ、および、ピクセルクラスタがコンテナに対応する尤度を示すスコアを含む出力を生成するように構成されている。一実施形態において、機械学習モデル１０６は、ピクセルクラスタに対応する１つ以上のピクセル位置、および、ピクセル位置がピクセルクラスタに対応する尤度を示すスコアを含む出力を生成するように構成されている。一実施形態において、機械学習モデル１０６は、各識別したピクセルクラスタ内のピクセルの数を含む出力を生成するように構成されている。一実施形態において、機械学習モデル１０６は、識別したピクセルクラスタとコンテナとの間の関連付けを含む出力を生成するように構成されている。

【００５１】

図４に示す機械学習モデルトレーニングエンジン２０３は、機械学習技法を適用して、特徴に適用されると、特徴に関連する１つ以上の特性を有するか否かの指示を出力する、例えば、受信した画像の特徴に適用されると、特徴が特定のブール特性またはスカラー特性の推定値を有する確率のような、コンテナが存在するか否かの推定値を出力する機械学習モデル１０６をトレーニングすることができる。機械学習トレーニングエンジン２０３は、（例えば、線形判別分析（ＬＤＡ）、主成分分析（ＰＣＡ）などを介して）次元縮小を適用して、特徴ベクトル４１０内のデータの量を、より小さい、より代表的なデータセットへと低減することができる。

【００５２】

機械学習トレーニングエンジン２０３は、教師あり機械学習を使用して、図４に示す機械学習モデル１０６をトレーニングすることができ、肯定的トレーニングセットおよび否定的トレーニングセットの特徴ベクトル４１０が入力としての役割を果たす。他の実施形態において、線形サポートベクタマシン（線形ＳＶＭ）、他のアルゴリズムのブースト（例えば、ＡｄａＢｏｏｓｔ）、ロジスティック回帰（ｌｏｇｉｓｔｉｃ　ｒｅｇｒｅｓｓｉｏｎ）、ナイーブベイズ（ｎａｉｖｅ　Ｂａｙｅｓ）、メモリベースの学習、ランダムフォレスト、バッギング木（ｂａｇｇｅｄ　ｔｒｅｅ）、決定木、ブースティング木（ｂｏｏｓｔｅｄ　ｔｒｅｅｓ）、ブーストスタンプ（ｂｏｏｓｔｅｄ　ｓｔｕｍｐｓ）、ニューラルネットワーク、ＣＮＮなどのような異なる機械学習技法が使用されてもよい。機械学習モデル１０６は、受信した画像のセットから抽出された特徴ベクトル４１０に適用されると、ピクセルクラスタが、ブールのはい／いいえの推定値、または確率を表すスカラー値のような、問題の特性を有するか否かの指示を出力する。

【００５３】

いくつかの例示的な実施形態において、問題の特性を有するかまたは欠くものとしてすでに決定されているトレーニングセット内のもの以外の追加の特徴から検証セットが形成される。機械学習トレーニングエンジン２０３は、図４に示すトレーニングされた機械学習モデル１０６を検証セットの特徴に適用して、機械学習モデル１０６の正確度を定量化する。正確度の測定に適用される共通の測定基準は、適合率（Ｐｒｅｃｉｓｉｏｎ）＝ＴＰ／（ＴＰ＋ＦＰ）、および再現率（Ｒｅｃａｌｌ）＝ＴＰ／（ＴＰ＋ＦＮ）を含み、ここで、適合率とは、機械学習モデル１０６が、それが予測した総数（ＴＰすなわち真陽性＋ＦＰすなわち偽陽性）のうち、正確に予測した数（ＴＰ）であり、再現率とは、機械学習モデル１０６が、問題の特性を有していた特徴の総数（ＴＰ＋ＦＮすなわち偽陰性）のうち、正確に予測した数（ＴＰ）である。Ｆスコア（Ｆ－ｓｃｏｒｅ＝２×ＰＲ／（Ｐ＋Ｒ））が、適合率および再現率を統一して単一の測度にする。１つの実施形態において、機械学習トレーニングエンジン２０３は、機械学習モデル１０６が十分に正確であるという正確度測定指標、または、行われたトレーニングラウンドの数のような停止条件の発生

まで、機械学習モデル１０６を繰り返し再トレーニングする。

【００５４】

代替的実施形態において、機械学習モデル１０６は、明示的な特徴抽出なしにトレーニングセットから直接的に、いずれのピクセルクラスタがコンテナに対応するかのような有用な表現（特徴）を学習するＣＮＮであってもよい。例えば、機械学習モデル１０６は、トレーニング画像４０１からの未処理のピクセルを直接的に内部ラベルへと取り込むエンドツーエンド認識システム（非線形マップ）であってもよい。図４に示す（ＣＮＮの形態の）機械学習モデル１０６は、特徴抽出、エッジ分析またはピクセルクラスタ識別を必要とせずに、画像４０１から直接的に出力を生成することができる。

【００５５】

遠隔物体を識別するための例示的なプロセス

図５は、一実施形態による、遠隔物体を識別するための遠隔コンテナ分析システムの例示的なプロセスを示す。いくつかの例示的な実施形態において、プロセスは、図５に関連して説明されているものとは異なるステップおよび／または追加のステップを有することができる。このプロセスのステップは、図５に関連して説明されている順序とは異なる順序において実施されてもよい。いくつかのステップは並列に実行されてもよい。あるいは、それらのステップのいくつかが並列に実行され、いくつかのステップが順次実行されてもよい。あるいは、いくつかのステップは、あるステップの実行が先行するステップの実行の前に開始されるように、パイプライン化された様式において実行してもよい。

【００５６】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、地理的領域の第１の画像を受信し５００、第１の画像は第１の解像度を有する。第１の画像は、広い地理的領域のものである。広い地理的領域は、例えば、領域（エリア）に基づいて予め規定され得る。例えば、この領域（エリア）は国全体、例えば米国、または、州／県もしくは都市のようなより小さい部分、例えばテキサス州および／もしくはヒューストンであってもよい。実用的で効率的な広い領域にわたる走査を行うために、より解像度の低い画像が第１の画像に使用される。そのような画像の一例が、（全整色の帯域における）１５ｍ／ピクセルのランドサット画像である。特徴抽出モジュール１０４は、第１の画像から第１の特徴ベクトルを抽出する５０４。図２を参照しながら上で説明したように、第１の特徴ベクトルは、第１の画像内のピクセルのピクセル属性に基づく集約値を含んでもよい。遠隔コンテナ分析システム１０１は、機械学習モデル１０６に第１の特徴ベクトルを送信して５０８、第１の画像内の対象の物体を含む対象の領域を識別する。図２および図４を参照しながら上で説明したように、第１の画像内の対象の物体を含む対象の領域を識別することは、第１の画像内の各ピクセルについて、当該ピクセルが対象の物体に対応する尤度を決定することを含む。機械学習モデル１０６は、より低い適合率（例えば、より高い偽陽性率）という代償を払って高い再現率を有するようにトレーニングされる。

【００５７】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、地理的領域の第２の画像を受信する５１２。第２の画像は、第１の解像度よりも高い第２の解像度を有する。低解像度の第１の画像の処理は、第２の画像に対する汚染除去（ｃｌｅａｎｕｐ）フェーズによって後続される。偽陽性をフィルタで除去するために、第１のパスによって返される対象の領域の全体にわたって、第２のパスが実施される。今回は、より高い解像度の画像が使用され、個々のコンテナがより明瞭に見え得る（例えば、１ピクセル当たり５０ｃｍの画像を使用する）。特徴抽出モジュール１０４は、第２の画像から第２の特徴ベクトルを抽出する５１６。図２を参照しながら上で説明したように、第２の特徴ベクトルは、対象の領域内のピクセルのピクセル属性に基づく集約値を含む。

【００５８】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、機械学習モデル１０６に第２の特徴ベクトルを送信して５２０、対象の領域が対象の物体を含む尤度を決定する。図２および図４を参照しながら上で説明したように、対象の領域が対象の物体を含む尤度を決定することは、対象

の領域内の各ピクセルについて、当該ピクセルが対象の物体に対応する尤度を決定することを含む。尤度が閾値を下回る場合、遠隔コンテナ分析システム１０１は、第１の解像度を有する画像内の対象の領域に対応する特徴をフィルタで除去するように、機械学習モデルをトレーニングする５２４。機械学習モデル１０６の正確度を改善するために、「ブートストラッピング」または「ハードネガティブマイニング」として参照される手順が実施され得る。汚染除去は、高いスコアの対象の領域の妥当に小さいセットに制限される。高いスコアを受けるが物体を含まない対象の領域は、否定的トレーニングセットに戻って追加され、機械学習モデル１０６は再びトレーニングされる。この手順は、トレーニングセットが「困難な」否定的例を含むことを保証し、適合率を改善して偽陽性の数を低減することができる。

【００５９】

１つの例示的な実施形態において、対象の領域に対応する特徴をフィルタで除去するように機械学習モデル１０６をトレーニングすること５２４は、第１の画像から対象の領域に対応する特徴ベクトルを抽出することを含む。遠隔コンテナ分析システム１０１は、特徴ベクトルと、第１の画像内の対象の物体の欠如に対応するラベルとを含むトレーニングセットを作成する。遠隔コンテナ分析システム１０１は、トレーニングセットに基づいて第１の画像内の対象の物体の欠如を識別するように機械学習モデル１０６を構成する。別の例示的な実施形態において、対象の領域に対応する特徴をフィルタで除去するように機械学習モデル１０６をトレーニングすること５２４は、第１の画像から対象の領域に対応する特徴ベクトルを抽出することと、抽出した特徴ベクトルに基づいて第１の画像内の対象の物体の欠如を報告するように機械学習モデル１０６を構成することとを含む。

【００６０】

第２の画像内の対象の領域が対象の物体を含む尤度が閾値を超える場合、遠隔コンテナ分析システム１０１は、図２に記載されているように、対象の物体の視覚表現をユーザデバイスに送信する５２８。

【００６１】

遠隔物体の充填容積を決定するための例示的なプロセス

図６は、一実施形態による、遠隔物体の充填容積を決定するための遠隔コンテナ分析システムの例示的なプロセスを示す。いくつかの実施形態において、プロセスは、図６に関連して説明されているものとは異なるステップおよび／または追加のステップを有することができる。例えば、図６において、破線を使用して任意選択のステップが示されている。このプロセスのステップは、図６に関連して説明されている順序とは異なる順序において実施されてもよい。いくつかのステップは並列に実行されてもよい。あるいは、それらのステップのいくつかが並列に実行され、いくつかのステップが順次実行されてもよい。あるいは、いくつかのステップは、あるステップの実行が先行するステップの実行の前に開始されるように、パイプライン化された様式において実行してもよい。

【００６２】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、画像と、知られた浮き屋根コンテナの位置との交わりを探索するために、衛星画像を処理する。コンテナ画像が受信され６００、コンテナの中心が画像の中心になるようにクロップされる。クロップされた画像を使用して、課題は、コンテナの充填容積を決定する（すなわち、屋根がどれだけ下がっているかを決定する）ことである。例示的な一実施形態において、システムは、コンテナが明るく色付けされていると仮定され、各コンテナの内壁が暗く色付けされるように構成されている。遠隔コンテナ分析システム１０１は、画像からパラメータベクトルを抽出する６０４。パラメータベクトルは、コンテナの緯度および経度、画像タイムスタンプ、衛星仰角および方位角、太陽仰角および方位角、ならびにタンクの高さおよび幅（または直径）を記述するパラメータを含むことができる。

【００６３】

例示的な一実施形態において、図２を参照しながら上で説明したように、遠隔コンテナ分析システム１０１は、画像に対して画像分析を実施して６０８、対象の物体（コンテナ

）の高さおよび幅を決定することができる。図２を参照しながら上で説明し、かつ、図７を参照しながら以下で示すように、遠隔コンテナ分析システム１０１は、抽出したパラメータベクトル、対象の物体の決定した高さ、および決定した幅を使用して、対象の物体の理想化された画像を生成する６１２。図８を参照しながら以下で示し、説明するように、各理想化された画像は、対象の物体の別個の充填容積に対応する。

【００６４】

遠隔コンテナ分析システム１０１は、対象の物体の受信した画像を、各理想化された画像と照合して６１６、対象の物体の充填容積を決定する。図２を参照しながら上で説明し、かつ、図９を参照しながら以下でさらに示すように、照合することは、受信した画像のピクセルと、理想化された画像のピクセルとの間でドット積を実施することを含む。図２を参照しながら上で説明したように、遠隔コンテナ分析システム１０１は、対象の物体の決定した充填容積に対応する情報をユーザデバイス１２０に送信する６２０。

【００６５】

理想化された画像の例示的な合成

図７は、一実施形態による、理想化された画像の例示的な合成７０４を示す。テンプレート生成モジュール１０３は、その屋根を含むコンテナが白色であり、または明るく色付けされていると仮定する。また、影および内部コンテナ表面が黒色であるとも仮定する。テンプレート生成モジュール１０３は、円、すなわち、上部円７０４（物体の上縁）、底部円７２０（物体の底部、ここでそれが地面に接する）、屋根の高さの円７０８（物体の屋根を表す）、および内部の影の円（物体の内面７１２上の内部の影の円弧から生成される）の位置から理想化された画像テンプレートを生成する。実施形態において、上部円７０４、屋根の高さの円７０８、および内部の影の円７１２のみが使用され得る。理想化された画像テンプレートを生成するために、テンプレート生成モジュール１０３は、以下の情報、すなわち、物体の高さおよび幅、所望の屋根の高さ、２つの衛星角度および２つの太陽角度を使用する。上記の情報および図８に示す三角方程式に基づいて、テンプレート生成モジュール１０３は、円が位置する所の２Ｄ投影を作成する。

【００６６】

テンプレート生成モジュール１０３は、図８に示すようなパラメータベクトルを使用して、対象の物体の上縁に対応する円７０４を生成することによって、物体の所与の充填容積の理想化された画像を生成する。テンプレート生成モジュール１０３は、パラメータベクトルを使用して、対象の物体の内面上の影の円弧に対応する円７１２を生成する。テンプレート生成モジュール１０３は、パラメータベクトルを使用して、対象の物体の屋根に対応する円７０８を生成する。テンプレート生成モジュール１０３は、屋根上の影７１６を使用して、図８に示すような所望の屋根の高さに対応するテンプレートを作成する。テンプレート生成モジュール１０３は、円７０４、円７２０、内側の影の円弧に対応する円７１２、および円７０８に対する畳み込みを実施することによって、理想化された画像を合成することができる。

【００６７】

図２を参照しながら上で説明したように、円の位置を知ると、テンプレート生成モジュール１０３は、ユニオンおよびインターセクションを計算して、図７に示す「眼球」形状（暗い領域および影の領域）テンプレートを生成する。最後のテンプレートにおいて、内側の影のピクセルおよび内壁のピクセルは－１に設定され、屋根のピクセルは＋１に設定され、他のすべてのピクセルは０に設定される。これは、暗いピクセル（例えば、影および内面）が負であり、明るいピクセル（例えば、屋根）が正であるように行われる。このとき、入力画像と理想化された画像との間で実施されるドット積は、テンプレートおよび画像が類似している場合、結果として大きい正の数をもたらす。なぜなら、画像内の正のピクセルが理想化された画像内の正のピクセルと整合し、画像内の負のピクセルが理想化された画像内の負のピクセルと整合するからである。

【００６８】

例示的な円投影式

図８は、一実施形態による、例示的な円投影式のセットを示す。テンプレート生成モジュール１０３は、抽出したパラメータおよび図８に示す三角方程式に基づいて、図７を参照しながら上で示し、説明した円の位置から理想化された画像テンプレートを生成する。

【００６９】

１つの実施形態において、テンプレート生成モジュール１０３は、図８に示す三角方程式に基づいて投影を作成して、パラメータベクトルを円上にマッピングすることができる。テンプレート生成モジュール１０３は、以下のように、上縁によって屋根に落とされる影および内面によって平面に落とされる影を投影することができる。点の投影は、平面上のその影である。平面上の点の影は、点自体である。例えば、点から平面上への投影は、以下のように実施され得る。Ｃが投影の中心と呼ばれる点である場合、Ｃとは異なる点Ｐの、Ｃを含まない平面上への投影は、線ＣＰと平面との交わりである。線ＣＰが平面に平行であるような点Ｐは、投影によっていかなる画像も有しない。しかしながら、それらは、平面の無限遠にある点に対して投影しているものと考えられる。点Ｃ自体の投影は定義されない。別の例において、以下のように、投影は、方向Ｄに平行に、平面に対して実施され得る。点Ｐの画像は、Ｐを通過するＤに平行な線の平面との交わりである。

【００７０】

代替的実施形態において、テンプレート生成モジュール１０３は、フィールドＫにわたる次元ｎの投影空間Ｐ（Ｖ）を、次元ｎ＋１のＫベクトル空間内の線のセットとして定義することができる。Ｖの基底が固定されている場合、Ｖの点は、K^{n+1}の点（x_0，．．．，x_n）によって表され得る。従って、Ｖ内の線であるＰ（Ｖ）の点は、この線の任意の非ゼロ点の座標によって表され得る。同じ次元の２つの投影空間Ｐ（Ｖ）およびＰ（Ｗ）が与えられると、テンプレート生成モジュール１０３は、ベクトル空間の同型ｆ：Ｖ→Ｗによって誘発される、Ｐ（Ｖ）からＰ（Ｗ）へのマッピングとしてのホモグラフィを生成することができる。ｆの線形性のために、そのような同型は、Ｐ（Ｖ）からＰ（Ｗ）への双射を誘発する。２つのそのような同型ｆおよびｇは、ｇ＝ａｆとなるようなＫの非零要素ａがある場合かつその場合に限り、同じホモグラフィを規定することができる。

【００７１】

例示的な理想化された画像

図９は、一実施形態による、例示的な理想化された画像９００のセットを示す。理想化された画像９００は、テンプレート生成モジュール１０３によって、対象のコンテナの充填容積の割合を、０％充填（画像９０４）から１００％充填（画像９２４）まで変化させることによって生成される。画像９０８において、コンテナの充填容積の割合は２０％である。画像９１２において、コンテナの充填容積の割合は４０％である。コンテナの上縁によってコンテナの屋根９３２および内面に落とされる画像９１２内の影９３６は、画像９０８内の影よりも小さい。

【００７２】

画像９１６において、コンテナの充填容積の割合は６０％である。コンテナの上縁によってコンテナの屋根および内面に落とされる画像９１６内の影は、画像９１２内の影９３６よりも小さい。画像９２０において、コンテナの充填容積の割合は８０％である。コンテナの上縁によってコンテナの屋根および内面に落とされる画像９２０内の影は、画像９１６内の影よりも小さい。画像９２４において、コンテナの充填容積の割合は１００％である。画像９２４内に影はない。

【００７３】

所与の入力のセットについて、遠隔コンテナ分析システム１０１は、画像９００の中でいずれの理想化されたテンプレートが受信した画像に最もよくマッチするかを決定し、その後、対応する充填容積の割合を返す。１つの例示的な実施形態において、テンプレートマッチングモジュール２０５は、以下のように、受信した画像、衛星および太陽の角度、ならびにコンテナの寸法に基づいてコンテナの充填容積を決定する。テンプレートマッチングモジュール２０５は、変数「ｂｅｓｔ＿ｓｃｏｒｅ（最良スコア）」を大きい負の数に設定する。テンプレートマッチングモジュール２０５は、変数「ｂｅｓｔ＿ｆｉｌｌ＿

ｐｅｒｃｅｎｔａｇｅ（最良の充填割合）」を－１に設定する。テンプレートマッチングモジュール２０５は、０％から１００％までの異なる充填容積の割合について、以下のステップを実施する。テンプレートマッチングモジュール２０５は、受信した画像の各テンプレートに対する照合からスコアを決定する。スコアが「ｂｅｓｔ＿ｓｃｏｒｅ」よりも高い場合、テンプレートマッチングモジュール２０５は、「ｂｅｓｔ＿ｓｃｏｒｅ」の値を当該スコアに設定し、「ｂｅｓｔ＿ｆｉｌｌ＿ｐｅｒｃｅｎｔａｇｅ」の値を当該充填容積の割合に設定する。プロセスの終わりに、テンプレートマッチングモジュール２０５は、「ｂｅｓｔ＿ｆｉｌｌ＿ｐｅｒｃｅｎｔａｇｅ」の値を返す。

【００７４】

遠隔物体の例示的な画像勾配および輪郭

ここで図１０Ａを参照すると、それは、一実施形態による、コンテナの例示的な受信した画像１０００を示す。コンテナは、影１００４を有する屋根１００８を有する。浮き屋根コンテナの屋根１００８が完全に上がっている（満杯のコンテナである）とき、マッチする理想化された画像は、図９の画像９２４として上で示されている、灰色ピクセル１０１２（０の値を有するピクセル）によって囲まれた（すべてのピクセルが値１を有する）白色の円である。このテンプレートは、同じスコアを有するあらゆる白色領域とマッチする。偽陽性を回避するために、受信した画像１０００からの勾配情報が、テンプレートマッチングモジュール２０５によって組み込まれ得る。

【００７５】

図１０Ｂは、一実施形態による、図１０Ａの受信した画像１０００の例示的な画像勾配１０２０を示す。画像分析モジュール２０４は、受信した画像１０００に対して、図２を参照しながら上で説明したようなエッジ分析を実施して、受信した画像１０００の画像勾配１０２０を取得することができる。画像勾配１０２０は、画像１０００内の強度または色の方向的変化（ｄｉｒｅｃｔｉｏｎａｌ　ｃｈａｎｇｅ）を表す。画像分析モジュール２０４は、画像勾配１０２０を、各ピクセルにおける単一の値として導出することができる。各画像点において、勾配は、最大の可能な強度増加を示す。図１０Ｂのエッジ１０２４は、図１０Ａの背景１０１２から影１００４への、画像１０００内の強度または色の変化を表す。図１０Ｂのエッジ１０２８は、図１０Ａの影１００４から屋根１００８への、画像１０００内の強度または色の変化を表す。図１０Ｂのエッジ１０３２は、図１０Ａの屋根１００８から背景１０１２への、画像１０００内の強度または色の変化を表す。

【００７６】

図１０Ｃは、一実施形態による、理想化された画像テンプレート内の対象の物体（コンテナ）の上縁１０４４の例示的な輪郭１０４０を示す。画像分析モジュール２０４は、理想化された画像に対してエッジ分析を実施して、理想化された画像内のコンテナの上縁１０４４の輪郭１０４０を取得することができる。例えば、画像分析モジュール２０４は、エッジ細線化を実施して、輪郭１０４０内のエッジ１０４４上の所望されない誤った点を除去することができる。（例えば、メジアンフィルタ、ガウスフィルタなどを使用して）理想化された画像に対してノイズについてのフィルタをかけ、（図２を参照しながら上で説明したように）エッジ演算子を適用してエッジ１０４４を検出し、適切な閾値を使用してエッジ１０４４を平滑化した後に、画像分析モジュール２０４は、エッジ細線化を実施することができる。これは、すべての所望されない点を除去し、結果として、一実施形態において、１ピクセルの太さのエッジ要素をもたらす。

【００７７】

テンプレートマッチングモジュール２０５は、受信した画像１０００内のコンテナの充填容積を決定するために、画像勾配１０２０のピクセルと、上縁１０４４の輪郭１０４０のピクセルとの間のドット積を実施することができる。このプロセスの利益および利点は、鮮鋭で細いエッジがテンプレートマッチングにおいてより高い効率をもたらすことである。ハフ変換を使用して（影の）円弧および円（例えば、上縁）を検出することは、結果として、より大きい正確度をもたらす。

【００７８】

図１０Ｄは、一実施形態による、理想化された画像テンプレート内のコンテナの内面上の影の例示的な輪郭１０６０を示す。画像分析モジュール２０４は、理想化された画像に対してエッジ分析を実施して、コンテナの内面上の影の輪郭１０６０を取得することができる。図１０Ｄにおいて、エッジ１０６４は、背景から内面上の影への、理想化された画像１０６０内の強度または色の変化を表す。エッジ１０６８は、内面上の影から屋根への、理想化された画像１０６０内の強度または色の変化を表す。テンプレートマッチングモジュール２０５は、受信した画像１０００内のコンテナの充填容積を決定するために、画像勾配１０２０のピクセルと、影１０６０の輪郭のピクセルとの間のドット積を実施することができる。

【００７９】

いくつかの例示的な実施形態において、３つの畳み込みを実施し、合計して、応答マップを形成することができる。第１の畳み込みは、受信した画像１０００と、理想化された画像テンプレート、例えば、図９の画像９１２との間である。第２の畳み込みは、画像勾配１０２０と、上縁の輪郭１０４０との間である。第３の畳み込みは、画像勾配１０２０と、影の輪郭１０６０との間である。３つの結果として生じる応答マップを合計し、画像の中心の指定された半径内の最大応答を有する位置を、最終的なテンプレートマッチスコアとして決定することができる。上記の手順は、対象の物体の幾何学的形状が知られており、そのほとんどが知られている少数のパラメータによって特徴付けられる任意の状況に一般化され得る。その後、可能性のある値にわたって掃引し、テンプレートを生成し、それらを入力画像と照合することによって、知られていないパラメータを決定できる。

【００８０】

例示的な機械アーキテクチャ

図１１は、ここでプロセスとして説明されている命令を機械可読媒体から読み出し、少なくとも１つのプロセッサ（またはコントローラ）においてそれらを実行することが可能な例示的な機械の構成要素を示すブロック図である。具体的には、図１１は、コンピュータシステム１１００の例示的な形態の機械の図解表現を示す。コンピュータシステム１１００は、機械に、ここで説明されている方法（またはプロセス）のうちのいずれか１つ以上を実施させるための命令１１２４（例えば、プログラムコードまたはソフトウェア）を実行するために使用され得る。代替的実施形態において、機械は、独立型デバイスとして、または、他の機械に接続する、接続される（例えば、ネットワーク接続される）デバイスとして動作する。ネットワーク接続された配備において、機械は、サーバークライアントネットワーク環境におけるサーバ機械もしくはクライアント機械の立場で、またはピアツーピア（または分散された）ネットワーク環境におけるピア機械として動作することができる。命令は、例えば、図１、図２および図４～図８に関連してここで説明されている構成要素および／またはプロセスの機能に対応することに留意されたい。また、命令は、図３Ａ～図３Ｂ、図９および図１０Ａ～図１０Ｄに示す結果をもたらすための駆動と関連付けられるプロセスに対応することもできる。

【００８１】

機械は、サーバコンピュータ、クライアントコンピュータ、パーソナルコンピュータ（ＰＣ）、タブレットＰＣ、セットトップボックス（ＳＴＢ）、スマートフォン、モノのインターネット（ＩｏＴ）アプライアンス、ネットワークルータ、スイッチもしくはブリッジ、または、その機械によってとられるべき動作を指定する命令１１２４を（順次にまたは他の様態で）実行することが可能な任意の機械であってもよい。さらに、単一の機械のみが示されているが、「機械」という用語は、ここで論じられている方法のいずれか１つ以上を実施するために個々にまたは共同して命令１１２４を実行する機械の任意の集合を含むものとしても理解されるべきである。

【００８２】

例示的なコンピュータシステム１１００は、１つ以上の処理装置（一般的にはプロセッサ１１０２）を含む。プロセッサ１１０２は、例えば、中央処理装置（ＣＰＵ）、グラフィックスプロセッシングユニット（ＧＰＵ）、デジタル信号プロセッサ（ＤＳＰ）、コン

トローラ、状態機械、１つ以上の特定用途向け集積回路（ＡＳＩＣ）、１つ以上の無線周波数集積回路（ＲＦＩＣ）、またはこれらの任意の組み合わせである。また、コンピュータシステム１１００は、メインメモリ１１０４をも含む。コンピュータシステムは、記憶装置１１１６を含むことができる。プロセッサ１１０２、メモリ１１０４および記憶装置１１１６はバス１１０８を介して通信する。

【００８３】

加えて、コンピュータシステム１１００は、スタティックメモリ１１０６、（例えば、プラズマディスプレイパネル（ＰＤＰ）、液晶ディスプレイ（ＬＣＤ）、またはプロジェクタを駆動するための）ディスプレイドライバ１１１０を含むことができる。また、コンピュータシステム１１００は、同じくバス１１０８を介して通信するように構成されている、英数字入力デバイス１１１２（例えば、キーボード）、カーソル制御デバイス１１１４（例えば、マウス、トラックボール、ジョイスティック、運動センサ、または他のポインティング機器）、信号生成デバイス１１１８（例えば、スピーカ）、およびネットワークインターフェースデバイス１１２０をも含むことができる。

【００８４】

記憶装置１１１６は、ここで説明されている方法または機能のうちのいずれか１つ以上を具現化する命令１１２４（例えば、ソフトウェア）が記憶されている機械可読媒体１１２２を含む。また、命令１１２４は、コンピュータシステム１１００によるその実行中に、完全にまたは少なくとも部分的に、メインメモリ１１０４内またはプロセッサ１１０２内（例えば、プロセッサのキャッシュメモリ内）に存在することもでき、メインメモリ１１０４およびプロセッサ１１０２も、機械可読媒体を構成する。命令１１２４は、ネットワークインターフェースデバイス１１２０を介してネットワーク１１２６にわたって送信または受信され得る。

【００８５】

機械可読媒体１１２２は、例示的な実施形態において、単一の媒体であるものとして示されているが、「機械可読媒体」という用語は、命令１１２４を記憶することが可能な、単一の媒体または複数の媒体（例えば、集中化されたもしくは分散されたデータベース、または、関連付けられるキャッシュおよびサーバ）を含むように解釈されるべきである。また、「機械可読媒体」という用語は、機械による実行のために命令１１２４を記憶することが可能であり、機械に、ここで開示されている方法のいずれか１つ以上を実施させる任意の媒体を含むものとしても解釈されるべきである。「機械可読媒体」という用語は、限定されないが、ソリッドステートメモリ、光媒体、および磁気媒体の形態のデータリポジトリを含む。いくつかの例示的な実施形態では、コンピュータシステムの中核構成要素は、プロセッサ１１０２、メモリ１１０４、およびバス１１０８を除く構成要素を無視することができ、また、他の実施形態では、記憶装置１１１６および／またはネットワークインターフェースデバイス１１２０をも含んでよいことに留意されたい。

【００８６】

追加の考慮事項

開示されているような遠隔コンテナ分析システムは、ピクセルのクラスタの、遠隔コンテナのデジタル表現、ならびに、各遠隔コンテナについて、遠隔コンテナの屋根、内面、および充填容積のデジタル表現への変換を含む利益および利点を提供する。システムの他の利点は、空中画像のより高速な処理、より低い電力消費、遠隔コンテナ検出におけるより短い待ち時間、ネットワークを介して送信されるより少ないデータなどを含む。

【００８７】

この明細書全体を通じて、複数のインスタンスが、単一のインスタンスとして説明されている構成要素、動作、または構造を実現してもよい。１つ以上の方法の個々の動作は別個の動作として示され、説明されているが、個々の動作のうちの１つ以上は、同時に実施されてもよく、動作が示されている順序において実施されることを必要とするものは何もない。例示的な構成において別個の構成要素として提示されている構造および機能は、組み合わされた構造または構成要素として実現されてもよい。同様に、単一の構成要素とし

て提示されている構造および機能が、別個の構成要素として実現されてもよい。これらのおよび他の変形、修正、追加、および改善は、ここでの主題の範囲内に入る。

【００８８】

特定の実施形態は、例えば、図１、図２、図４、図５、図６、図７、図８、および図１１を用いて示し、説明したように、論理またはいくつかの構成要素、モジュール、またはメカニズムを含むものとしてここでは説明されている。モジュールは、ソフトウェアモジュール（例えば、機械可読媒体上で具現化されるコード）またはハードウェアモジュールを構成することができる。ハードウェアモジュールは、特定の動作を実施することが可能な有形ユニットであり、特定の様式で構成または配置され得る。例示的な実施形態において、１つ以上のコンピュータシステム（例えば、独立型、クライアントまたはサーバコンピュータシステム）またはコンピュータシステムの１つ以上のハードウェアモジュール（例えば、プロセッサまたはプロセッサのグループ）は、ソフトウェア（例えば、アプリケーションまたはアプリケーション部分）によって、ここで説明されているような特定の動作を実施するように動作するハードウェアモジュールとして構成され得る。

【００８９】

様々な実施形態において、ハードウェアモジュールは、機械的にまたは電子的に実現されてもよい。例えば、ハードウェアモジュールは、特定の動作を実施するように（例えば、フィールドプログラマブルゲートアレイ（ＦＰＧＡ）または特定用途向け集積回路（ＡＳＩＣ）のような特別な目的のプロセッサとして）永続的に構成された専用の回路または論理を含むことができる。また、ハードウェアモジュールは、ソフトウェアによって特定の動作を実施するように一時的に構成されるプログラム可能な論理または回路（例えば、汎用プロセッサまたは他のプログラム可能なプロセッサ内に含まれるものとしての）をも含むことができる。ハードウェアモジュールを専用の永続的に構成された回路において機械的に実現するか、または、一時的に構成される回路（例えば、ソフトウェアによって構成される回路）において実施するかの決定は、コストおよび時間の考慮事項によって動かされ得ることが理解されよう。

【００９０】

ここで説明されている例示的な方法の様々な動作は、少なくとも部分的に、関連する動作を実施するように（例えば、ソフトウェアによって）一時的に構成され、または永続的に構成される１つ以上のプロセッサ、例えばプロセッサ１１０２によって実施されてもよい。一時的に構成されるか、または、永続的に構成されるかにかかわらず、そのようなプロセッサは、１つ以上の動作または機能を実施するように動作する、プロセッサによって実現されるモジュールを構成することができる。ここで参照されているモジュールは、いくつかの例示的な実施形態において、プロセッサによって実現されるモジュールを含むことができる。

【００９１】

また、１つ以上のプロセッサは、「クラウドコンピューティング」環境における、または、「サービスとしてのソフトウェア」（ＳａａＳ）としての関連動作の実施をサポートするように動作することもできる。例えば、少なくともいくつかの動作は、コンピュータ（例えば、プロセッサを含む機械）のグループによって実施することができ、これらの動作は、ネットワーク（例えば、インターネット）を介して、および１つ以上の適切なインターフェース（例えば、アプリケーションプログラムインターフェース（ＡＰＩ））を介してアクセス可能である。

【００９２】

特定の動作の実施は、単一の機械内に存在するだけでなく、いくつかの機械にわたって配備される、１つ以上のプロセッサの間で分散されてもよい。いくつかの例示的な実施形態において、１つ以上のプロセッサまたはプロセッサによって実現されるモジュールは、単一の地理的ロケーション（例えば、家庭環境、オフィス環境、またはサーバファーム内）に位置付けられてもよい。他の例示的な実施形態において、１つ以上のプロセッサまたはプロセッサによって実現されるモジュールは、いくつかの地理的ロケーションにわたっ

て分散されてもよい。

【００９３】

この明細書のいくつかの部分は、機械メモリ（例えば、コンピュータメモリ）内にビットまたは二値デジタル信号として格納されているデータに対する動作のアルゴリズムまたは記号的表現の点から提示されている。これらのアルゴリズムまたは記号的表現は、データ処理技術における当業者によって、自身の研究の要旨を他の当業者に伝達するために使用される技法の例である。ここで使用される場合、「アルゴリズム」は、所望の結果をもたらす首尾一貫した一連の動作または類似の処理である。この文脈において、アルゴリズムおよび動作は、物理量の物理的操作を含む。必ずではないが、通常は、そのような量は、機械によって記憶、アクセス、転送、結合、比較、または他の様態で操作されることが可能な電気信号、磁気信号、または光信号の形態をとることができる。主に一般的な用法の理由から、そのような信号を、「データ」、「内容」、「ビット」、「値」、「要素」、「シンボル」、「文字」、「用語」、「数」、「数字」などのような単語を使用して参照することが時として好都合である。しかしながら、これらの単語は、便宜上のラベルに過ぎず、適切な物理量と関連付けられるべきである。

【００９４】

別途具体的に述べられない限り、「処理（ｐｒｏｃｅｓｓｉｎｇ」）、「計算（ｃｏｍｐｕｔｉｎｇ）」、「算出（ｃａｌｃｕｌａｔｉｎｇ）」、「決定（ｄｅｔｅｒｍｉｎｉｎｇ）」、「提示（ｐｒｅｓｅｎｔｉｎｇ）」、「表示（ｄｉｓｐｌａｙｉｎｇ）」などのような単語を使用したここでの論述は、１つ以上のメモリ（例えば、揮発性メモリ、不揮発性メモリ、またはそれらの組み合わせ）、レジスタ、または、情報を受信、格納、送信、もしくは表示する他の機械構成要素内の物理（例えば、電子、磁気、または光学）量として表されるデータを操作または変換する機械（例えば、コンピュータ）の動作または処理を指し得る。

【００９５】

ここで使用される場合、「１つの実施形態」または「一実施形態」へのあらゆる言及は、その実施形態と関連して説明されている特定の要素、特徴、構造、または特性が、少なくとも１つの実施形態に含まれることを意味する。明細書内の様々な箇所における「１つの実施形態において」という語句の出現は、必ずしもすべてが同じ実施形態を参照しているとは限らない。

【００９６】

いくつかの実施形態は、それらの派生物とともに「結合される」および「接続される」という表現を使用して説明されている場合がある。例えば、いくつかの実施形態は、２つ以上の要素が直接物理的にまたは電気的に接触していることを示すために「結合される」という用語を使用して説明されている場合がある。しかしながら、「結合される」という用語は、２つ以上の要素が互いに直接接触していないが、なお依然として互いに協働または相互作用することを意味することもできる。この文脈において実施形態は限定されない。

【００９７】

ここで使用される場合、「備える（ｃｏｍｐｒｉｓｅｓ）」、「備える（ｃｏｍｐｒｉｓｉｎｇ）」、「含む（ｉｎｃｌｕｄｅｓ）」、「含む（ｉｎｃｌｕｄｉｎｇ）」、「有する（ｈａｓ）」、「有する（ｈａｖｉｎｇ）」という用語またはそれらの任意の他の変化形は、非排他的な包含をカバーするように意図されている。例えば、要素のリストを含むプロセス、方法、物品、または装置は、必ずしもそれらの要素のみには限定されず、明示的にリストされていない、または、そのようなプロセス、方法、物品、または装置に内在する他の要素を含んでもよい。さらに、逆のことが明示的に述べられていない限り、「または（ｏｒ）」は包含的ｏｒを指すものであって、排他的ｏｒを指すものではない。例えば、条件ＡまたはＢは、Ａが真であり（または存在し）かつＢが偽である（または存在しない）、Ａが偽であり（または存在せず）かつＢが真である（または存在する）、および、ＡとＢの両方が真である（または存在する）、のうちのいずれか１つによって満たさ

れる。

【００９８】

加えて、「ａ」または「ａｎ」の使用が、ここでの実施形態の要素および構成要素を説明するために採用される。これは、単に便宜上のものとして、特許請求された発明の概括的な意味を与えるために行われている。この記載は、１つまたは少なくとも１つを含むものとして読まれるべきであり、単数形は、そうでないことを意味することが明白でない限り、複数形をも含む。

【００９９】

この開示を読めば、当業者は、ここで開示されている原理を通じて低解像度画像から遠隔コンテナの充填容積を識別し、決定するためのシステムおよびプロセスのさらなる追加の代替的な構造および機能の設計を理解するであろう。従って、特定の実施形態およびアプリケーションが示され、説明されているが、開示されている実施形態は、ここで開示されているまさにその構造および構成要素に限定されないことが理解できる。添付された特許請求の範囲において定義されている精神および範囲から逸脱することなく、当業者に明らかになる様々な修正、変更および変形が、ここで開示されている方法および装置の構成、動作および詳細において行われ得る。

【図１】

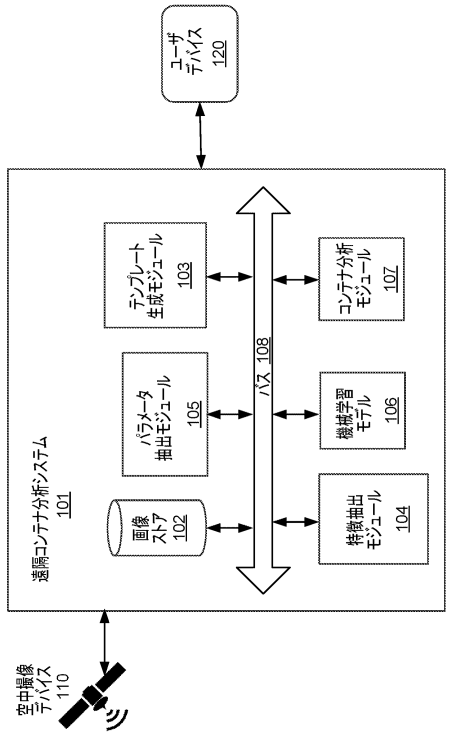


FIG. 1

【図２】

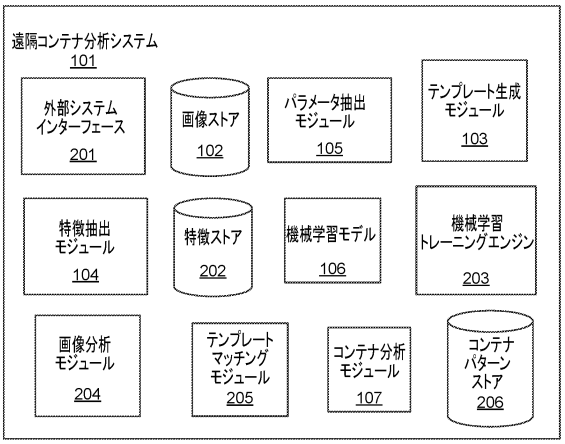


FIG. 2

【図３Ａ】

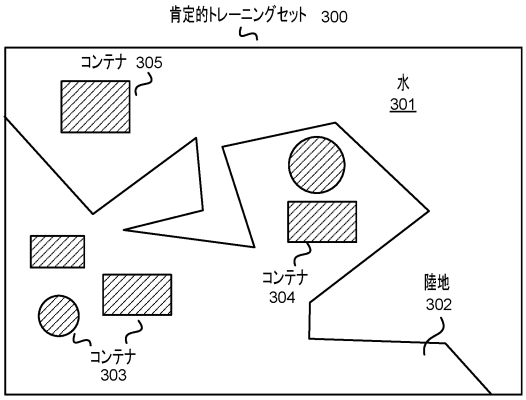


FIG. 3A

【図３Ｂ】

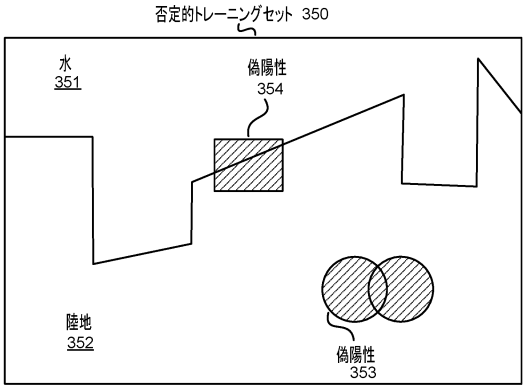


FIG. 3B

【図４】

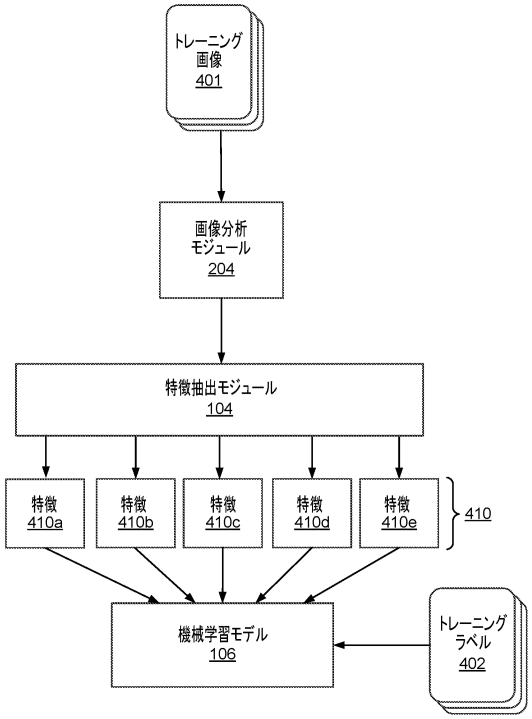


FIG. 4

【図５】

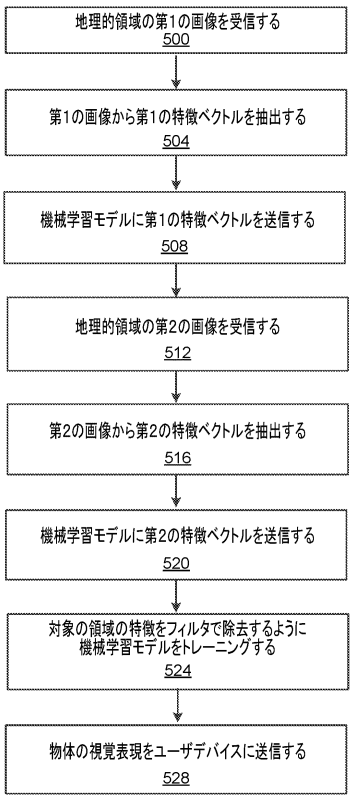


FIG. 5

【図６】

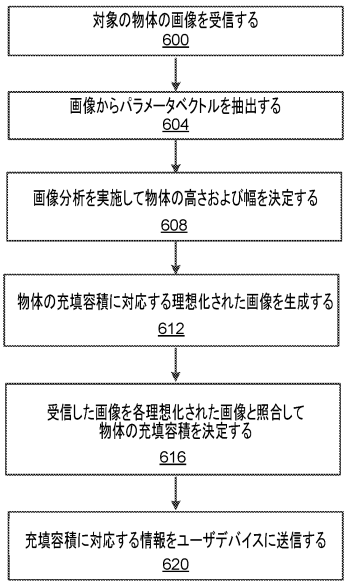


FIG. 6

【図７】

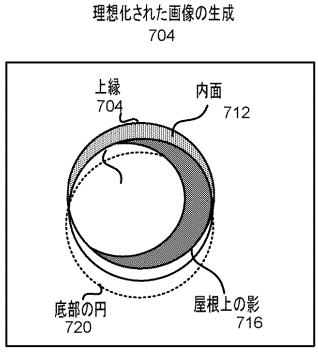


FIG. 7

【図８】

屋根の高さ（RH）の円位置

$$\Delta l_v = \frac{RH}{\tan(sat_elev)}$$

$$RH_x = BC_x + \Delta l_v \sin(sat_az)$$

$$RH_y = BC_y + \Delta l_v \cos(sat_az)$$

内部の影（IS）の円位置

$$\Delta l_s = \frac{TH - RH}{\tan(sun_elev)}$$

$$IS_x = BC_x + \Delta l_v \sin(sat_az) - \Delta l_s \sin(sun_az)$$

$$IS_y = BC_y + \Delta l_v \cos(sat_az) + \Delta l_s \cos(sun_az)$$

上部の円（TC）の円位置

$$\Delta t_v = \frac{TH}{\tan(sat_elev)}$$

$$TC_x = BC_x + \Delta t_v \sin(sat_az)$$

$$TC_y = BC_y + \Delta t_v \cos(sat_az)$$

注記：BC＝底部の円、sat_az＝衛星の方位角、sat_elev＝衛星の仰角、
sun_az＝太陽の方位角、sun_elev＝太陽の仰角

FIG. 8

【図９】

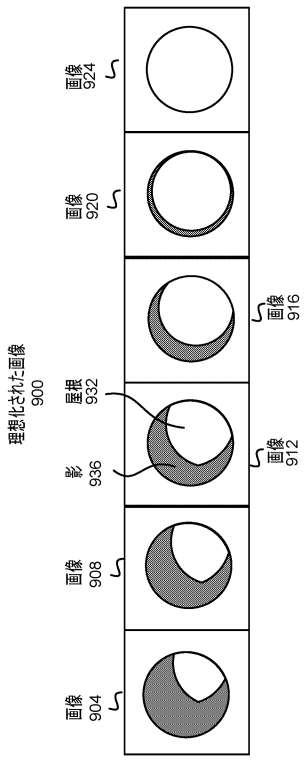


FIG. 9

【図１０Ａ】

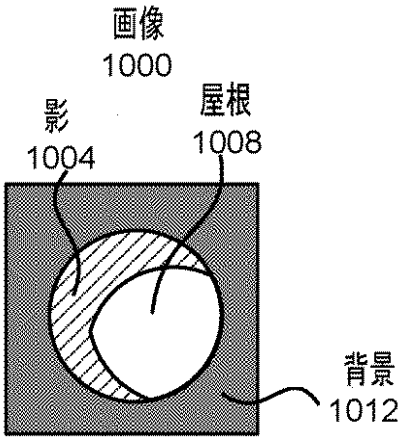


FIG. 10A

【図１０Ｂ】

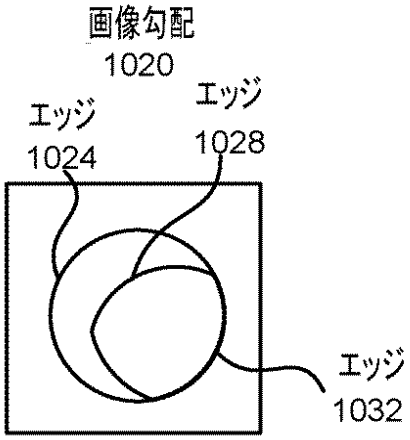


FIG. 10B

【図１０Ｃ】

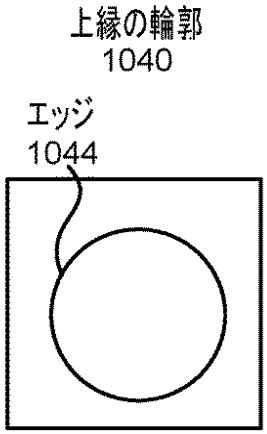


FIG. 10C

【図１０Ｄ】

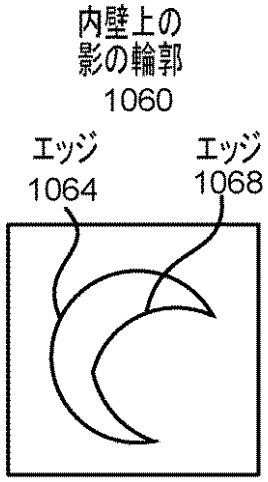


FIG. 10D

【図１１】

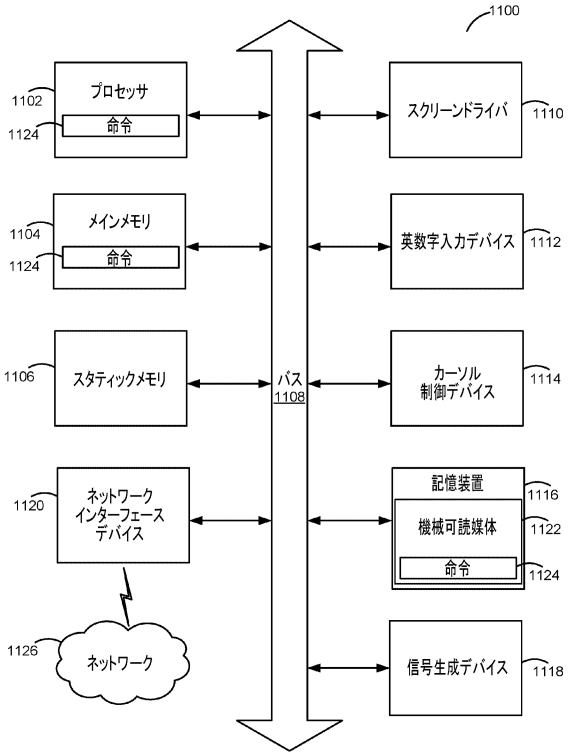

1100
プロセッサ
1102
命令
1124
メインメモリ
1104
命令
1124
スタティックメモリ
1106
バス
1108
ネットワーク
インターフェース
デバイス
1120
ネットワーク
1126
スクリーンドライバ
1110
英数字入力デバイス
1112
カーソル
制御デバイス
1114
記憶装置
1116
機械可読媒体
1122
命令
1124
信号生成デバイス
1118

FIG. 11

フロントページの続き

(72)発明者　ボリス　アレクサンドロヴィッチ　バベンコ
アメリカ合衆国　９４０４１　カリフォルニア州　マウンテン　ビュー　ウェスト　イブリン　アベニュー　１００　スイート　１１０　オービタル　インサイト　インコーポレイテッド内
(72)発明者　アレクサンダー　ボグダノフ　アブタンスキー
アメリカ合衆国　９４０４１　カリフォルニア州　マウンテン　ビュー　ウェスト　イブリン　アベニュー　１００　スイート　１１０　オービタル　インサイト　インコーポレイテッド内
(72)発明者　ジェイソン　ディー．ロアン
アメリカ合衆国　９４０４１　カリフォルニア州　マウンテン　ビュー　ウェスト　イブリン　アベニュー　１００　スイート　１１０　オービタル　インサイト　インコーポレイテッド内

審査官　佐田　宏史

(56)参考文献　米国特許出願公開第２０１４／０３６３０８４（ＵＳ，Ａ１）
特開平０７－０６５１６４（ＪＰ，Ａ）
特開２０１５－１００６６１（ＪＰ，Ａ）
特開２００１－３３８３０４（ＪＰ，Ａ）
特許第５８７５６６９（ＪＰ，Ｂ１）
特表２０１４－５１１５２７（ＪＰ，Ａ）
特開２００７－０２６４４６（ＪＰ，Ａ）
Chenxian Zhu et al., "FRAMEWORK DESIGN AND IMPLEMENTATION FOR OIL TANK DETECTION IN OPTICAL SATELLITE IMAGERY", 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 米国, IEEE, 2012年07月22日, pp.6016-6019

(58)調査した分野(Int.Cl., ＤＢ名)
Ｇ０６Ｔ　　１／００，７／００－７／９０
Ｈ０４Ｎ　　５／２３２