画像特徴量を用いた
大規模点群データからの円柱面と矩形面の検出*

松沼千央[*1]，　増田宏[*2]

Detection of Cylinders and Rectangles from Large-Scale Point-Clouds Using Characteristics of Images

Chihiro Matsunuma and Hiroshi Masuda[*3]

*[3] The University of Tokyo, Dept. of Systems Innovation
7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8656 Japan

The state-of-the-art mid/long-range laser scanners can capture dense point-clouds from engineering facilities. However, it is very tedious work to manually segment large-scale point-clouds and fit surfaces to the subsets of point-clouds for constructing 3D models. In this paper, we propose a new method to automatically extract cylindrical faces and rectangle faces, which are commonly used for standard parts in engineering facilities. Since it requires a lot of time and memory to search surfaces in large-scale point-clouds, we generate distance images and intensity images from dense point-clouds and estimate candidates of cylindrical and rectangle regions using image processing techniques. Then, we calculate equations of surfaces by applying the region-growing method to the candidate regions, and detect rectangle and cylindrical faces.

Key Words : Point-Based Modeling, Image-Based Modeling, Distance Image, Intensity Image

1. 緒　　言

中・長距離の計測ができる位相差方式や飛行伝播時間計測方式のレーザスキャナが急速に進歩している．特に，位相差方式のレーザスキャナでは，生産設備やプラント施設の計測で 5000 万点程度の点群を数分で取得できる．もし，点群から CAD モデルが容易に作成できれば，設備のメンテナンスや改修のシミュレーションを計算機上で行うことができる．

しかしながら，現状では大規模な計測データから 3 次元モデルを作成することは容易ではない．生産設備では多数の鋼材が混在し，入り組んで配置されているが，個々の鋼材に対応する点群を自動的に選別することは難しい．多くの点群ベースのモデリングツールでは，作業者が画面上で点群を選り分けて処理をすることが必要で，長時間の作業と熟練が必要となる．

点群を面の種類に応じて分割する処理は出来る限り自動化できることが望ましいが，中・長距離を計測した点群データはノイズや異常値の影響を受けやすいため(1)，曲率などの微分幾何量による自動セグメンテーションは適用しにくい．特に，輪郭線付近ではレーザ光が分断されるため，誤差が大きくなる．

一方で，生産設備やプラント施設に使われる鋼材には平面や円柱で構成されるものが多く，さらに平面は長方形であることが多い．配管接続部のトーラスや円錐の部材は，接続する配管の円柱が決まれば，JIS 等の規格から形状が決定することが多い(2)．溝形鋼などの鋼材も，一部の面の長方形が決まれば，規格表から全体形状が決定できる(3)．

そこで，本研究では，点群からのソリッドモデル作成の作業を効率化するために，大規模な点群から円柱面と矩形面を自動的に検出することを目的とする．

一般に，大規模な点群全体を処理するためには非常に多くのメモリと計算時間を要する(4)．そこで本研究では，3 次元の点群から 2 次元の明暗画像と距離画像を生成し，画像特徴点を算出することによって矩形面や円柱面が存在する領域を推定する．それによって，3 次元の点群処理を局所的に行うこととする．

以下，2 章では処理の概要を示し，3 章では明暗画像と距離画像からの特徴点検出法を示し，4 章で特徴点を用いて 3 次元直線を抽出する手法を示す．5 章で曲面抽出法を示し，6 章に評価実験を示す．

---

*原稿受付　0000 年 00 月 00 日
*1 東京大学 工学部.
*2 正員，東京大学（〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: masuda@sys.t.u-tokyo.ac.jp

2.　処理の概要

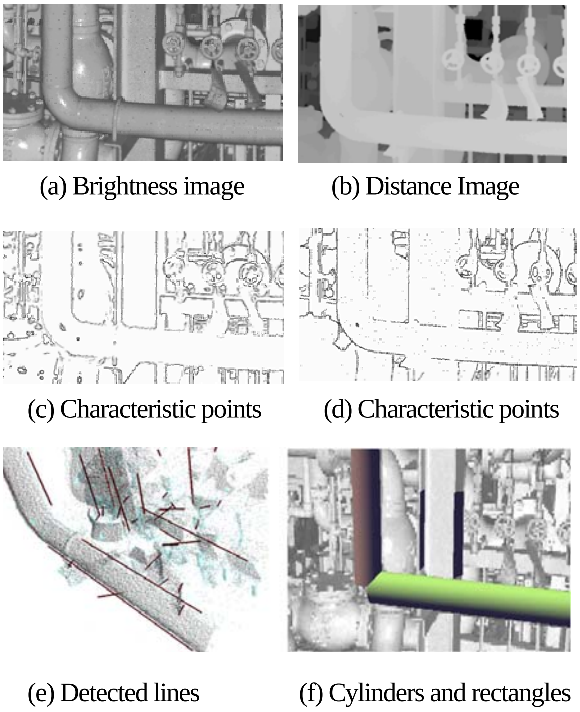
中･長距離のレーザスキャナで計測された計測点は，3 次元座標とレーザ反射強度を持っている．そのため，光源からの距離と反射強度のそれぞれから，距離画像と明暗画像を作成することができる[2]．なお，距離画像とは，各画素に距離を記述した画像である．本研究では，これらの画像から特徴点を抽出し，その特徴点を用いることによって点群処理すべき領域を局所化する．それによって，大規模点群であっても，少ないメモリで効率的に処理できるような手法を考える．

図 1 を用いて本手法で提案する処理の流れを説明する．まず, 1 回の計測で取得された点群から, 図 1(a) の明暗画像と図 1(b) の距離画像を生成する．図 1(b) では, 距離が小さいほど明るくなるように表示している．

そして，明暗画像と距離画像から，近傍との差が大きい画素を特徴点として抽出する．図 1(c) に明暗画像の特徴点，図 1(d) に距離画像の特徴点を示す．

次に，画像から得られた特徴点の 3 次元座標を用いて直線成分を検出する．特徴点としては，明暗画像と距離画像から検出された特徴点を両方用いる．図 1(e) は検出された 3 次元の直線を点群と重ねて表示したものである．

最後に，直線を利用して円柱と矩形面を抽出する．図 1(e) のように，円柱においては母線が，矩形面では相対するエッジがほぼ平行な直線ペアとして得られるので，直線に挟まれた領域を円柱や平面領域の候補とする．そして，その領域の点群に平面と円柱面を当てはめ, 許容誤差が小さいものを曲面式として採用する．



(a) Brightness image　(b) Distance Image

(c) Characteristic points　(d) Characteristic points

(e) Detected lines　(f) Cylinders and rectangles

Fig. 1　Procedure of surface detection

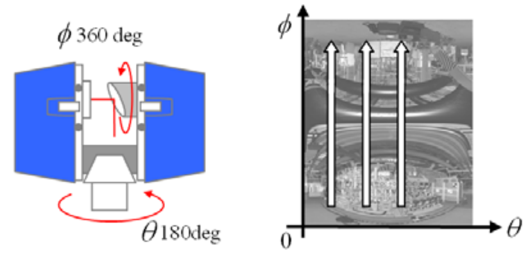
3.　画像からの特徴点抽出

3・1　画像の生成　レーザスキャナでは，レーザ光の反射波を受光するまでの時間によって距離を計測する．レーザの照射方向は，図 2(a) に示すように，方位角 θ と仰角 ϕ で決まる．計測では，角度 θ を固定して，角度 ϕ を $\Delta\phi$ ずつ増加させて照射方向を動かす．仰角 ϕ が 360° になったら，方位角 θ を $\Delta\theta$ 増加させて同様に距離を計測していく．このように計測された点群を，図 2(b) の矢印のように並べれば，各点を画素と見做して，四角形の画像を生成することができる．

3・2　画像からの特徴点抽出　画像から稜線と輪郭線を抽出する．図 3 に示すように，輪郭線上では距離が非連続的に変化するので，輪郭線の検出は距離画像から行う．一方，図 3(c) のような輪郭線以外の稜線は明暗画像を用いて算出する．このとき，輪郭線と稜線以外の点は出来る限り検出しない手法が望ましい．そこで，距離画像と明暗画像のそれぞれに，画像処理の分野の代表的な特徴点抽出手法[5]を複数適用し，本研究に適した手法について考察する．

3・3　距離画像からの特徴点抽出　距離画像から輪郭線を抽出するため，デプスエッジ法，Sobel フィルタ，Laplacian フィルタを適用し，それらを比較する．

ここでは，図 4(a) に示す距離画像を用いる．図 4(b) では輪郭線が適切に検出できているが，フィルタの閾値が不適切だと図 4(c) のようにレーザ光に対して傾いた平面を特徴点としてしまう．傾いた平面を抽出し

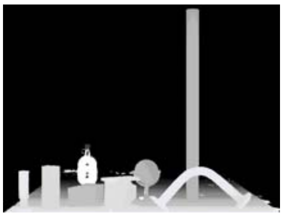


(a) Laser scanner　(b) Order of measured points

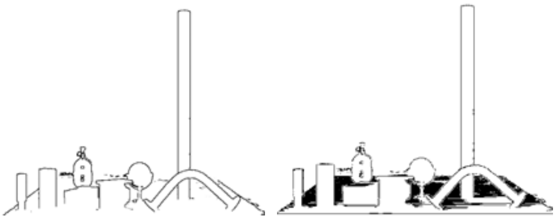
Fig. 2　Laser scanner and measured points

(a)　Image　(b) Silhouette lines　(c) Internal edges

Fig. 3　Types of feature points



(a) Distance image



(b) Silhouette lines　　　(c) Failure case

Fig. 4　Feature points of distance image

-1/4	0	1/4
-1/2	0	1/2
-1/4	0	1/4

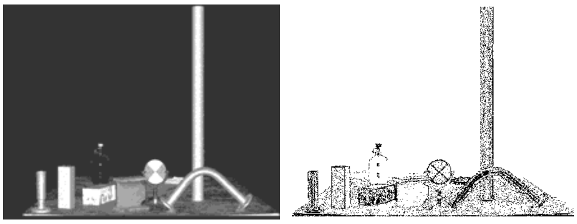
-1/4	-1/2	-1/4
0	0	0
1/4	1/2	1/4

(a) Sobel filter

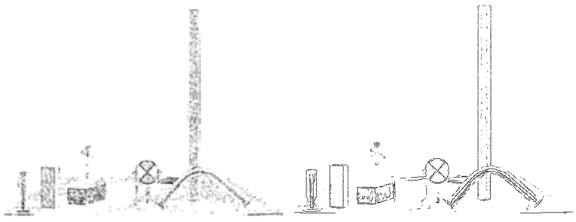
1/8	1/8	1/8
1/8	-1	1/8
1/8	1/8	1/8

(b) Laplacian filter

Fig. 5　Filters for image



(a) Brightness image　　　(b) Sobel filter



(c) Laplacian filter　　　(d) Canny Edge Detection

Fig. 6　Feature points of intensity image

ない閾値δは計測ピッチωと距離dに比例すると考えられるので，以下の式を閾値の表現とする．

$$\delta = k \times \omega \times d \tag{1}$$

dは点と光源との距離，ωはレーザ光の振れ角$\Delta\phi$をラジアンで表したものである．このとき，kの値を変えながら，平面領域を特徴点として検出せず，図4(c)のすべての輪郭線を検出できる閾値の範囲を調べる．なお，図4の例題では，$\omega = 2\pi \times 10^{-4}$であり，部品は光源から3mから4mの範囲に存在している．

デプスエッジ法は，ある画素の距離値をd，その4近傍の画素の距離値をd_1, d_2, d_3, d_4とするとき，

$$|d - d_i| > \delta \quad (i = 1, 2, 3, 4) \tag{2}$$

を満たすiが少なくとも一つ存在する画素を特徴点とする[6]．この方法では，適切な閾値δの値は，部品間の配置や平面の角度に依存する．図4のように勾配の大きい平面台が存在するときは，式(1)で定義されるδにおいて，kの値を大きくする必要がある．この例では，kの値が40以上であれば平面上の点は検出されず，また，輪郭線が抽出できるkの上限は100程度となる．

Sobelフィルタは一階微分のフィルタで，ノイズ除去の機能を持つ．図5(a)の二通りのマスクを用いた値I_v, I_hを用いて，$\sqrt{I_v^2 + I_h^2} > \delta$を満たす画素を特徴点とする．この場合でも，平面上の点を検出しないようにするためには，kの値を大きくする必要がある．図4の例では，kの値は50以上でなければならず，上限は100程度となる．

Laplacianフィルタは，2階の微分値を計算するもので，図5(b)のマスクを用いた値が閾値よりも大きくなる画素を特徴点とする．評価実験では，輪郭線検出に適したkの値は下限が5，上限が80程度である．このフィルタでは，kの値が小さくても平面上の点を検出していない．

これらの結果から，図4の例題では，デプスエッジ法とSobelフィルタでは，閾値を十分大きく取らないと輪郭線以外のノイズを多く検出してしまうことがわかる．このことは，式(2)や図5(a)のマスクの形式からも明らかであり，面が特定の方向に大きな勾配を持つと，面上の点が特徴点として検出されやすいといえる．

一方で，Laplacianフィルタでは，評価実験や図5(b)のマスクの形式からわかるように，特定方向の面の勾配には敏感でない．そのため，対象物にどのような傾きの平面が存在するかを気にしなくても輪郭線抽出が行えるという利点がある．

以上より，距離画像からの特徴点検出にはLaplacianフィルタが適していると考えられる．以後の特徴点検出では，Laplacianフィルタを用い，k=25とする．

3・4　反射強度画像からの特徴点抽出　図6(b)の明暗画像では，明暗値が0以上255以下の値を取る．この画像に，Sobelフィルタ，Laplacianフィルタ，Canny Edge Detectionを適用し，その効果を比較する．ここでは，稜線が検出でき，ノイズが最も少なくなると考えられる閾値を探し，そのときの結果を比較する．

使用した閾値は，Sobel フィルタと Laplacian フィルタでは60 であり，Canny Edge Detection では，高閾値が 60，低閾値が 45 である．

Canny Edge Detection は，Sobel フィルタを含む一連のアルゴリズムによって計算され，エッジ検出のできる平滑化フィルタの機能を持つ(5)．ここでは，大規模な画像を高速に処理するために，ヒステリシス閾処理と呼ばれるエッジ連結操作においては，探索範囲を画像全体とせず，8 近傍のみに限定して計算する．

結果を図 6 に示す．明暗画像においては，Sobel フィルタと Laplacian フィルタは，照射方向と平行に近い面全体を検出してしまう．Canny Edge Detection では，こうした面は検出されず，距離画像からは得られない稜線が抽出できている．この結果より，明暗画像では Canny Edge Detection を適用する．

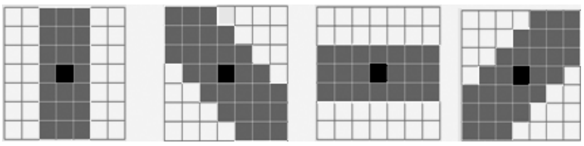
3・5　大規模点群の計算　画素データは，図 2(b) のように並んでいる．そのため，大規模な点群でも，3 列分の画素値を保持していれば特徴点抽出ができる．

4. 特徴線の抽出

4・1　直線成分の計算　距離画像と明暗画像は，メルカトル図法により平面に展開されたものなので，天井や床に近い部分は大きく歪んでいる．そこで本研究では，画像から検出された特徴点の 3 次元座標を用いて，3 次元空間での直線の方程式を計算する．

4・2　トリガー点と近傍領域　画像から計算された特徴点のうち，直線上に乗っている可能性が高い点群を求め，直線検出の出発点とする．ここでは，初期点群を求めるために用いる特徴点をトリガー点と呼ぶ．

点 $\mathbf{P}_t$ がトリガー点になるかどうかを，その近傍領域を調べることで判定する．近傍領域の検出には Sobel フィルタを利用する．このフィルタでは，図 5(a) のマスクを用いて，垂直と水平の 2 方向の値 I_v, I_h を計算する．そこで，勾配方向を $\theta = \arctan(I_v / I_h)$ として計算し，θ の値を 0°，45°，90°，135° に量子化する．この角度に応じて，画像上で図 7 に示す近傍領域を考え，この範囲に含まれている特徴点を抽出する．



(a) $\theta = 0^\circ$ (b) $\theta = 45^\circ$ (c) $\theta = 90^\circ$ (d) $\theta = 135^\circ$

Fig. 7　Neighbors of a trigger point

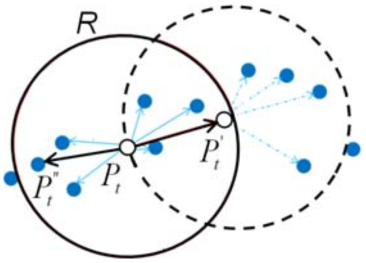


Fig. 8　Detection of points on a line

検出された特徴点の座標を (x_i, y_i, z_i) $(i = 1,..,n)$，平均を $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ と表すとき，以下の分散共分散行列を用いて主成分分析を行う．

$$\begin{pmatrix} \sum(x_i-\bar{x})^2 & \sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y}) & \sum(z_i-\bar{z})(x_i-\bar{x}) \\ \sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y}) & \sum(y_i-\bar{y})^2 & \sum(y_i-\bar{y})(z_i-\bar{z}) \\ \sum(z_i-\bar{z})(x_i-\bar{x}) & \sum(y_i-\bar{y})(z_i-\bar{z}) & \sum(z_i-\bar{z})^2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

この行列の最大固有値が大きければ，点群は直線上に分布していると言える．そこで，最大固有値が閾値 $e_{\max}$ よりも大きいときに点 $\mathbf{P}_t$ をトリガー点として採用する．また，そのときの固有ベクトル $\mathbf{v}$ を直線の方向とする．なお，ここでは，$e_{\max}$ を $0.001\,m^2$ とした．

4・3　直線の探索　まず，トリガー点 $\mathbf{P}_t$ を直線候補点リストに加える．次に，図 8 に示すように，$\mathbf{P}_t$ を中心とする半径 R の球を考え，その内部に含まれる点群 $\{\mathbf{P}_i\}$ に関して $k_i = (\mathbf{v}, \mathbf{P}_i - \mathbf{P}_t)$ を計算する．なお，ここでは半径 R を 3cm とした．

次に，$k_i > 0$ となる点のうち，直線との距離 d_i が閾値 ε_l 以下の点を直線候補点リストに加え，リスト内の点を用いて直線の方向ベクトル $\mathbf{v}$ を更新する．その際，リスト内の点に関して，再度，直線からの距離を計算し，ε_l 以上であればリストから除去する．ここでは，ε_l の値を 3mm とした．

次に，d_i が最小になる点 $\mathbf{P}_t'$ を新たなトリガー点として半径 R の球を考え，同様の処理を行う．直線候補点リストにそれ以上追加できなくなるまでこの手順を繰り返す．さらに，最初に用いたトリガー点 $\mathbf{P}_t$ を用いて，反対方向に端点を探索していく．

最終的に，直線候補点リストの点の個数が閾値 ε_N よりも大きければ直線として検出し，小さければノイズとして棄却する．ここでは，ε_N を 30 個とした．

4・4　特徴線分の結合　点群データにはノイズが含まれており，同一線分であっても複数の線分として検出されることがある．そこで，線分同士を結合する．

ここでは，検出された 2 本の線分の端点の距離の最小値が R より小さく，2 直線が同一直線上に乗っているならば，線分同士を結合する．なお，2 直線上に乗っている点群を併合して新たな直線を算出したときに，各点と直線との距離が ε_l 以内になれば，2 直線が同一直線上にあると見做す．

5. 円柱面と矩形面の検出

5・1 直線ペアの検出 矩形面では2組の平行な2直線が辺として，円柱では母線として現れる．そこで，検出された直線のうち，向かい合っている平行な線分同士を直線ペアとして検出する．直線ペアの検出では，まず，方向ベクトルの成す角度が閾値ε_θ以下となるペアを探す．ここではε_θを10° とした．また，これらの線分を図9に示すようにp_1p_2，q_1q_2とするとき，一方の直線の端点q_1とq_2から他方の直線と交わるように垂直線を引き，その交点をq'_1，q'_2とする．このとき，線分p_1p_2と線分$q'_1q'_2$が共通部分を持てば，それらを直線ペアとする．

5・2 曲面の当てはめ 図10のように，直線ペアに挟まれた領域を曲面検出のシード領域とする．ただし，稜線や母線の付近ではノイズが大きいので，やや内側の領域をシード領域として設定する．

領域成長法では，初期のシード領域に対して曲面の方程式を算出し，その後，曲面上に乗っていると判定される近傍の点を追加して領域を拡張していく[2]．シード領域に含まれる点群に対して，許容誤差内での曲面算出に失敗した場合や，領域成長法で得られる点の個数が少ない場合には，その直線ペアを棄却する．図10(a) では，直線ペアに挟まれた領域から適切な平面領域が検出できるが，図10(b) では平面領域は得られず，この直線ペアは棄却される．

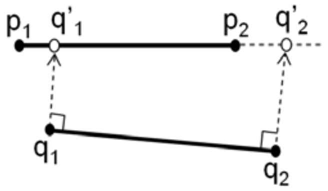
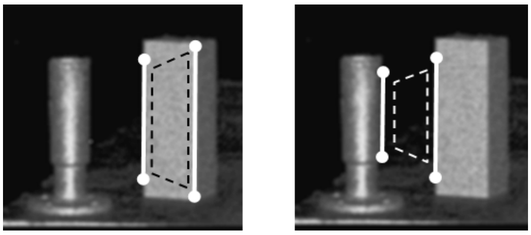


Fig. 9 Selection of a pair of lines



(a) Correct pair of lines (b) Inadequate pair

Fig. 10 Detection of planes

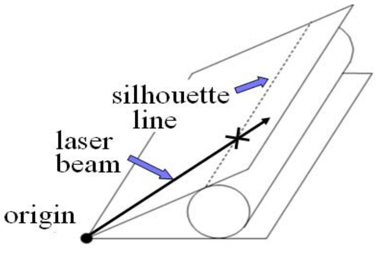


Fig. 11 Cylinder between tangent planes

なお，半径の大きい円柱では，平面抽出と円柱抽出の両方で十分大きい領域が得られることがある．その場合には，点の個数が多いほうの曲面式を採用する．

5・3 矩形面の検出 本研究では直線ペアが得られているので，領域成長法で平面を算出した後に，直線を平面上に投影して境界稜線を求めることができる．

矩形面では，2 組の直線ペアが得られていることが理想であるが，一方の直線ペアしか求まらないこともある. その場合, 矩形面の辺に相当する直線があれば, その直線を平面上に投影して稜線を求める．そのような直線がない場合には，領域成長法で得られた点群の範囲から，他の稜線に直交するように稜線を決める．

5・4 円柱面のロバストな計算 円柱の計算では，円柱と点群の距離の2乗和を最小にする非線形最適化[7]を用いている．この計算は，半径の小さい円柱においては解が不安定になる[2]．

本研究では，母線となる直線が検出できているので，円柱の自由度を減らし，計算を安定化する．もし母線が正確に計算できているならば，2 本の母線から円柱は一意に決まる．しかし実際には，図11のように，輪郭線付近では距離がずれて計測されることが多く，その場合，レーザ光の照射方向に大きな誤差を持つ．

そこで，図11のように，計測原点と母線を含む平面を2本の母線に対して算出し，この2平面に接する円柱を計算する．この図に示すように，座標がレーザ照射方向にずれたとしても接平面には乗っているため, 2 平面に接している制約下で円柱の方程式を計算すれば, 誤差の影響を受けにくくなる．この計算では自由度が 1なので，計算は安定である．

6. 評価実験

図12では，評価のために複数の鋼材を飛行伝播時間計測方式のレーザスキャナ（Leica Geosystems，Scanstation2）を用い，水平と垂直方向に0.036° ピッチで計測した. 図13は，プラント施設を位相差方式レーザスキャナ（Z+F, Imager 5003）で計測したもので，同じく, 0.036° ピッチで計測した. いずれの計測装置も, 点の計測誤差は1σで6mm程度である．また，計算で用いる閾値は，3~5章に示した値を用いている．

図12の例題では，比較のために，大きな計測誤差を発生する黒っぽい鋼材を円柱と直方体で1個ずつ配置した．本手法を適用した結果，図12では，矩形面4個と円柱面3個が正しく検出できた. また, 図13では, 矩形面4個と円柱面2個が検出できた.

一方で，図12では，黒っぽい2個の鋼材に関して，直線の検出は成功し，矩形面と円柱面の領域の推定は正しくできたが，点群の誤差が大きかったため，平面と円柱を許容誤差内で計算できなかった．本研究で提案した画像処理に基づく領域推定は，点群を用いた曲面当てはめよりもノイズに対して強い傾向がある．

本手法では鋼材を構成する円柱面と矩形面が抽出できただけであるが，既存研究[2]で示した手法を用いれば，配管の円柱から，接続部材であるフランジ，エルボ，レジューサなどの構成面の方程式を決めることができる．これは，配管の径に応じて，接続部材の寸法が規格によって決まっているためである．また，矩形面がわかれば，同様に，JIS等の規格表から鋼材の形状を決めることができる[3]．

本研究では，大規模点群から画像を生成し，画像から特徴点として検出された点群のみを処理することで，

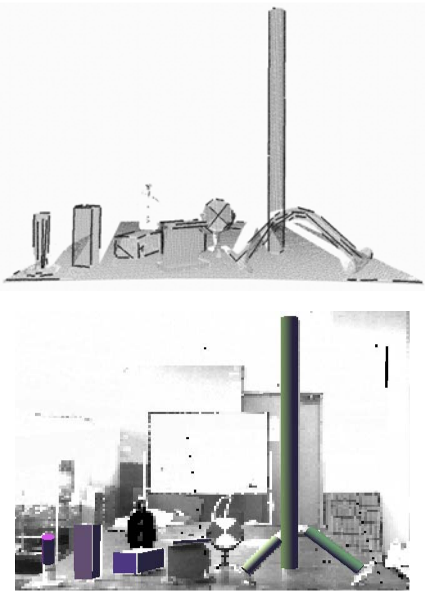


Fig. 12　Feature lines and detected faces

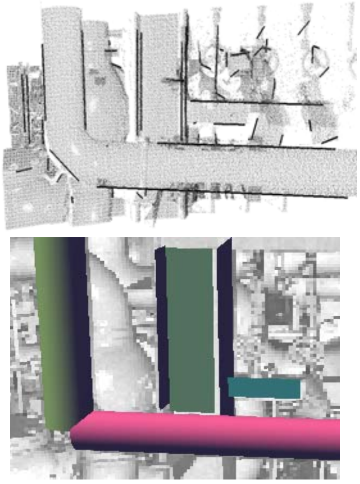


Fig. 13　Feature lines and detected faces

計算時間とメモリ量を削減している．特徴点が全点群に占める割合は，図12で約1/30，図13で約1/15となり，データ量の大幅な削減ができている．

計算時間は，図12の例で，画像の特徴点抽出に0.19秒，直線検出に3.0秒であった．CPUは，Intel 2.66GHz CPU, 2.0GB RAMを用いた．一方，約5000万点の点群では，画像処理に18.8秒，直線検出に38分となる．かなりの計算時間を要しているが，現状では数時間を要している業務であり，本手法が全自動であることを考えれば，十分実用に耐えると考えられる．

7．結　　語

点群から生成された距離画像と明暗画像にそれぞれLaplacianフィルタとCanny Edge Detectionを適用することで，稜線や輪郭線が特徴点として検出できることを示した．また，特徴点データから，3次元の直線を抽出する手法を示した．さらに，2本の特徴線分から円柱面と矩形面の領域を推定し，曲面当てはめを行うことで，円柱面と矩形面を抽出できることを示した．

なお，本研究においては，対象物の正確な値が不明であるため，検出精度に関する評価が行えなかった．今後，トータルステーションなどの精度の高い計測機器と併用することで，精度評価を行う必要がある．また，現在の実装は十分最適化されたものではない．アルゴリズムの最適化やストリーミング処理，並列化によって，計算時間を大幅に削減できる可能性がある．

文　　献

(1) Masuda, H. and Murakami, K., Smoothing Operators Based on Robust Estimate, *Journal of The Japan Society for Precision Engineering*, Vol.76, No.5 (2010), pp. 582-586.

(2) Masuda, H., An Interactive 3D Modeling System based on Large-Scale Point-Clouds, *Proceedings of the 17th Design & Systems Conference of the Japan Society of Mechanical Engineers*, No.09-6 (2009-10), 2213.

(3) Fujii, S. and Masuda, H., Extraction and Positioning of Standard Parts in Large-Scale Point-Cloud, *Proceedings of the 2010 Spring Meeting of The Japan Society for Precision Engineering*, B12 (2010).

(4) Masuda, H. and Murakami, K., Streaming Processing for Large-Scale Point-Clouds, *Journal of the Japan Society for Precision Engineering*, Vol.76, No.6 (2010), pp. 689-693.

(5) Forsyth, D. A., Ponce, J., *Computer Vision A Modern Approach*, (2007), Kyoritsu Shuppan.

(6) Konno, T., Konno, K., Fujimoto, T., and Chiba, N., Feature Line Extraction and Matching for Modeling Artificial Buildings Using Measured Point Clouds, *The Journal of the Society for Art and Science*, Vol.5, No.3 (2006), pp.80-91.