RBF補間とGAを用いたLiDARデータからの地震時地表変位抽出手法の開発

竿本　英貴[1]・丸山　正[2]・近藤　久雄[3]

[1]正会員　産業技術総合研究所　活断層・地震研究センター(〒305-8567 茨城県つくば市東1-1-1中央第7)
E-mail: h-saomoto@aist.go.jp

[2]非会員　産業技術総合研究所　活断層・地震研究センター(〒305-8567 茨城県つくば市東1-1-1中央第7)
E-mail: tadashi-maruyama@aist.go.jp

[3]非会員　産業技術総合研究所　活断層・地震研究センター(〒305-8567 茨城県つくば市東1-1-1中央第7)
E-mail: kondo-h@aist.go.jp

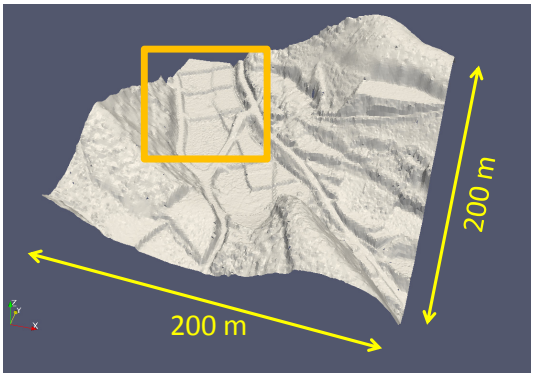
近年における航空レーザー測量の発達は目覚ましく，広範囲にわたる詳細な地形が膨大な数の点群によって容易に表現されるようになってきた．この結果，詳細な崖地形解析，断層線の抽出，海岸線の抽出，遺跡範囲の特定など，さまざまな用途に航空レーザー測量で得られた点群データが利用されている．ここでは地震の前後における地表の点群データに対してパターンマッチング処理を行い，地震時に地表で生じた変位を自動的かつ定量的に求めるための新たな手法を提案する．提案手法はRBF(Radial Basis Function)補間と遺伝的アルゴリズムを組み合わせたものであり，疑似的に作成した地震前後の地形データにこれを適用し，一定レベルのノイズが地表データに混入している場合においても安定的に正しい変位が抽出できることを確認した．また，地形のパターンマッチング問題における目的関数は多峰的であり，勾配法に基づく最適解探索では正しい変位を探索できないことを示した．

Key Words : *LiDAR, Radial basis function, Interpolation, Genetic Algorithm, Optimization*

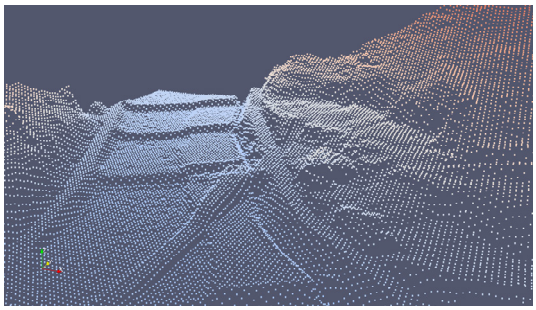
1.　はじめに

近年における航空レーザー測量(LiDAR: Laser Imaging Detection. And Ranging)の発達は目覚ましく，広い範囲にわたる地形を1 m 程度の間隔でサンプリングされた膨大な数の点群(以下LiDARデータ)によって表現できるようになってきている(図-1)．この結果，詳細なDEM(Digital Elevation Map)を容易に作成することができるため，断層崖の定量的なずれ量の測定や，断層線の推定，林業における林冠の評価など様々な箇所に応用されている．とりわけ地質学や地形学では地震に伴う地表の変形の定量評価にLiDARを応用しようとする研究が盛んであり，地震前後の2つのLiDARデータから地震にともなう変位を自動的に抽出する手法の開発が近年積極的に進められている．

LiDARデータから変位を抽出する手法は，3つに大別できる．すなわち，(1)地震前のLiDARデータの一部を補間し，地震後のLiDARデータと先に作成した補間曲面の相互相関が最小になるように変位を探索する方法[1]，(2)地震前後のLiDARデータをコンピュータ・グラフィックス分野で用いられるICP(Iterative Closest Point)[5]によって一



(a) 200 m 四方のLiDARデータ
(点群から面を生成した状態)



(b) (a)の矩形領域の点群表示

図-1　航空レーザー測量から得られる点群データの例

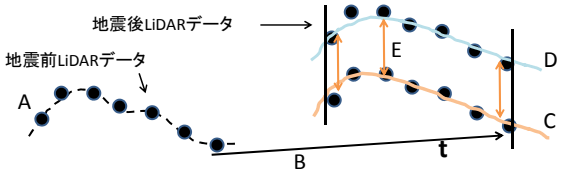
定の範囲内にある点群と地震後のデータの点群との対応関係を構築することで変位を得る方法[2]，(3)地震前のデータの一部を切り取り(パターンとみなせるある程度の広さを持つ領域)，地震後のデータのどの位置にパターンが移動したのかを相互相関関数を直接計算して相関が最大となる変位を求める方法[3)4)](流体力学で広く用いられるParticle Image Velocimetry，以下PIV[7)8)9)])である．

(1)の補間を用いる方法では，主としてフーリエ級数展開を用いて地震前のLiDARデータを補完し，地震後のデータとのミスフィットを最小化することに加え，レーザーの地上反射率に関する差も併せて最小化することより変位を得ているが，補間方法にフーリエ級数を用いる場合，どの波長まで近似するのかはユーザーが考慮する必要があり，補間時に考慮すべきパラメータが多いという欠点がある．また，解の探索には勾配法の一種であるガウスーニュートン法が用いられており，目的関数が多峰性を有する場合には誤った変位を探索する恐れがある．一方で，データを補間するという作業は，ノイズの影響を小さくできる可能性があり有用であると考えられる．

(2)のICPを用いる方法では，初期推定が正解値に比べてはずれている場合(対応点の誤対応やノイズの影響の結果)に正解値に収束しづらいというICPの欠点[6)]がそのまま引き継がれる上，LiDARデータセットの解像度が異なる場合には誤った変位を抽出する可能性が高くなるものと推察できる．並進変位に加えて剛体回転も同時に推定できることが利点であるが，地震前後のLiDARデータの点密度がことなる場合には何らかの工夫が必要であると推察できる．

(3)のPIVを用いる方法では，パターン探索をグリッドサーチによって行うため，相互相関係数の分布が多峰性を有していても局所解にとらわれることが低いという利点がある．一方でグリッドサーチを行うため，精度が探索グリッド間隔に依存すると考えられる上，PIVの問題の一つであるピークロッキング[7)8)](検出した変位がグリッドサーチの間隔の整数倍の値に偏る現象)への対策をしなければ高精度化が難しいものと推察できる．

本研究では，以上の既往の研究の長所を併せ持つLiDARデータからの変位抽出手法を開発する．すなわち，(1)の手法における補間と(3)の手法におけるグリッドサーチに着目し，これらをより高度化して組み合わせることを行う．ここでは，高速に変位を抽出することよりも，安定して正しい変位が抽出できることを重視する．具体的には，補間法にRBF(Radial Basis Funciton)補間法[10)]を，最適解探索には遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)[12)13)]を利用する．開発した手法について，パラメータ調整を行い，ノイズを加えたテストデータからの変位抽出を経て，本手法がロバストであることを示す．また，遺伝的アルゴリズムの部分を，勾配を用いる探索手法と



A. 地震前データの一部を切り出す

B. 切り出した点群に適当な変位tを加える

C. 変位tを加えた点群をRBFで補間

D. Cの点群が占める領域に存在する地震後データの切り出し・補間

E. Cの補間曲面とDの補間曲面の残差2乗和を評価

F. Eの残差2乗和が最小となるように変位tの3成分をGAによって探索

図-2　提案手法による変位抽出のフローチャート

した場合との比較も行い，勾配を用いる探索手法よりも遺伝的アルゴリズムの方が本問題に対しては優位性が高いことも示す．

2.　提案手法(RBF-GA)の概要

ここでは，提案手法(RBF-GA)について述べる．図-2は，提案手法が地震前と地震後の2つのLiDARデータから変位を抽出する際に行う作業のフローチャートを示している．まず，地震前のLiDARデータの一部を切り取る(手順A)．切り出した点群に適当な変位を加える(手順B)．このようにしてシフトさせた点群についてRBF補間を適用し，曲面を生成する(手順C)．手順Cで生成した曲面が占める領域(鉛直方向から水平面内への投影領域)に存在する地震後のLiDARデータを取り出し，この点群についてRBF補間を施して曲面を得る(手順D)．手順Cと手順Dで作成した曲面の残差2乗和を計算する(手順E)．遺伝的アルゴリズムによってこの残差2乗和が最小となるように手順BからEを繰り返し，適当に与えた変位(3成分)を最適化していく．以上の手順によってある地点での地震前後の変位ベクトルが最適化解析の結果として1つ求まる．この作業を他の地点に展開することで，広い範囲にわたって地震時に生じた変位ベクトル場を得ることができる．以下，本手法の核となるRBF補間とGAについて説明し，既往の手法との差異を述べる．

(1)　RBF補間

RBF補間は，動径基底関数(Radial Basis Function)と呼ばれる引数が距離である関数の一次結合によって補間曲面を生成する方法である．補間曲面を $Z(\vec{x})$ とすると，次式で与えられる．

$$Z(\vec{x}) = \sum_{n=1}^{N} w_n \phi(|\vec{x} - \vec{x}_n|) \qquad (1)$$

ここで，Nは補間に用いる点の個数，w_nは重み，ϕは位置xと位置x_nの距離を引数とする動径基底関数である．動径基底関数はこれまでに様々提案されており，$\phi(r) = r$，$\phi(r) = r^3$，$\phi(r) = r^2 \log(r)$ などの関数形がある．本研究では動径基底関数として，最も単純な $\phi(r) = r$ を採用している．また，重みはN×Nの行列を係数に持つ以下の連立一次方程式を解くことで一意に得ることができる．

$$\begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \cdots & \Phi_{1N} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \cdots & \Phi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{N1} & \Phi_{N2} & \cdots & \Phi_{NN} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_N \end{pmatrix} \qquad (2)$$

ここで，行列の要素Φ_{ij}は点iと点jの距離を動径基底関数に入力したものであり，$\Phi_{ij} = \phi(|\vec{x}_i - \vec{x}_j|)$ である．

既往の研究[1)]で用いられているフーリエ級数展開ではなくRBF補間を用いることの利点は，(1)パラメータが少ないこと，(2)1つのパラメータ(平滑度パラメータ)のみを調整することで，スプラインのように点を必ず通過する曲面から最小2乗近似曲面のように平均的な曲面までを自由に生成することができること，の2点である．**図-3**は，平滑度に関するパラメータを調整することで得られる補間結果の差異の例を示したもので，平滑度パラメータを零と設定するとスプラインのように点を通過する曲面が得られることやパラメータの数値を大きくするにしたがって最小2乗近似曲面が得られることが表現されている．なお，平滑化に対応する数値計算上の操作は，式(2)で示した連立一次方程式の係数行列の対角項から平滑度パラメータを差し引くことによりなされる．RBF補間のプログラムは，スクリプト言語Pythonの数値解析ライブラリの一つであるSciPy[11)]を用いることで容易かつ確実に実装できる．本研究では，試行錯誤の結果，平滑度に関するパラメータを7.5×10^{-2} と設定している．また，補間間隔はLiDARデータのデータ間隔(ここでは1.0 m)と同じ長さに設定した．

(2) 遺伝的アルゴリズム

GAはHolland[12)]によって提案された最適化アルゴリズムで，生命の進化の過程を模擬することでパラメータを最適化していく．GAはこれまでに様々な分野で利用されてきており，一定の成功を収めている．いわゆる進化計算手法の草分け的存在であり，現在でも活発に研究が進められている．GAの詳細については文献[13)]を参照されたい．

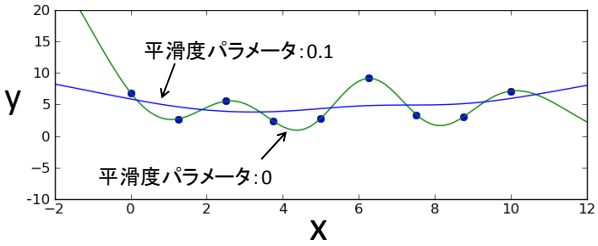


図-3 平滑化パラメータの変更に伴う近似曲線の違い

本研究では，GAは地震前後に地形に生じる変位ベクトルの3成分を探索するために用いている．GAで設定しなければならないパラメータは様々あり，遺伝子の交叉方法，交叉率，1世代あたりの個体数，計算する世代数，突然変異率，親個体の選択方法などが挙げられる．パラメータ設定に関する知見はこれまでの適用事例からある程度集められてきてはいるが，一般的な推奨値は見出しにくいため，問題に応じて調整したほうがよい．本研究では試行錯誤の結果，遺伝子の交叉方法は1点交叉，交叉率1.0，1世代あたりの個体数100，計算世代数500，突然変異率0.1，親個体の選択方法はルーレット選択と設定し，全ての解析にこれらの値を使用した．

GAはその歴史が比較的長いことと有用性から，いくつかの優れたライブラリ[14)15)16)]がすでに存在しており，GAを実装する際にはこれらを利用することで容易かつ確実にコードが実装できる．ここではPython上で動作するライブラリPyevolve[14)]を用いてRBF補間による残差評価ルーチン(**図-2**の手順E)と組み合わせることでプログラムを構築した．また，GAはその演算の独立性から並列計算に向いている．このことを考慮して，本研究では12CPUを使って並列計算している．より多くのCPUを有する計算機を利用することで，容易に計算の高速化が図れるのもGAの利点の一つである．

既往の研究における変位の探索方法として，ガウスーニュートン法[1)]と相互相関係数に対するグリッドサーチ[3)]が挙げられる．ガウスーニュートン法は，最小化する関数のヘッセ行列を近似的に求めており[17)]，この近似が成り立つのは，探索開始時に設定した変位が正解に近い場合のみである．したがって，上述の仮定が成り立たない場合には他の工夫(例えばレーベンバーグ・マーカート法[17)]の利用)が必要となる．グリッドサーチは局所最適解につかまりにくいという利点はあるが，高精度化するには探索するグリッドの間隔を十分に小さくする必要があるため，計算量が多くなる．一方で，GAにはガウスーニュートン法で課される制約は不要である上，グリッド

サーチのようにグリッド間隔を設定する必要はない．以上より，GAによる変位探索は既存の研究で用いられている変位探索手法と同等以上の性能を発揮する可能性が高いと判断した．

3. テストデータを用いたRBF-GAの精度検証

ここではテストデータを用いてRBF-GAのパラメータ調整に関する検討と精度検証を行う．すなわち，地震前後のLiDARデータとして，図-1に示したLiDARデータと，これにx, y, zの各方向に1.0 mを加えたデータを地震前後のデータセットと想定し，RBF-GAが正解の変位(1.0 m, 1.0 m, 1.0 m)を探索できるかどうか検討する．ここで，GAによる変位の探索範囲は，x, y, zの各方向について±3.0 m 以内としている．また，計算地点は合計100地点であり，LiDARデータ内で18m 間隔の格子状にセットした(図-4)．地震後のLiDARデータには地形の削剥等に起因する変化が生じる可能性があることを念頭において，地震後のLiDARデータにノイズを混入させた場合についてもRBF-GAが正解を探索できるかどうかを併せて検討した．次いでGAによる変位探索の部分を，勾配情報を利用する最適化手法に置き換え，GAを用いた場合との正答率を比較した．

(1) パターンサイズの下限に関する検討

RBF補間およびGAに関するパラメータは，前章第2節で述べたものを用いる．ここでは，パターンマッチングに用いる地形のサイズについて検討する．本手法ではLiDARデータから各変位評価地点を中心とする1辺の長さがLの矩形領域を切り取り，この矩形領域が地震後のLiDARデータのどこにマッチするのかということを探索している．この矩形領域のサイズが小さすぎる場合にはパターンとしての資格がないため，パターン探索は困難なものとなり，誤った変位ベクトルが抽出されやすくなる．一方で，矩形領域のサイズが大きすぎる場合には，抽出される変位が過度に平均化されてしまい，局所的な変位が抽出不可能となる．このパターンサイズに関する検討は，本手法のみならず既往の手法の全てに共通的な事項であり，重要な検討事項の一つと考えられる．また，パターンサイズはLiDARデータの解像度にも依存するため，データの解像度が変更される際には十分に検討しておく必要がある．

図-5は，パターンサイズの1辺の長さを変化させた場合に正答率がどのように変化するのかを示したものである．ここで，正答率は，変位のx, y, z各成分に対する探索結果が0.95mから1.05mの範囲内となった地点の数を，全評価点数100で除した値を指す．パターンが5m四方以下の場合では，ほとんどの地点で誤った変位が検出されていることがわかる．パターンサイズを大きくするのにしたがって正答率は向上し，パターンサイズが22m四方以上とした場合で100%に到達する．以上の検討から，LiDARデータのグリッド間隔が1m である場合は，パターンサイズを少なくとも22m四方(484点程度を内包)とす

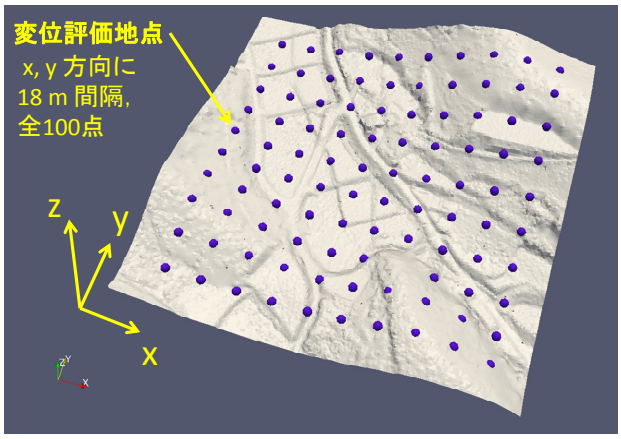


図-4 LiDARデータ上にセットした変位評価位置(100点)

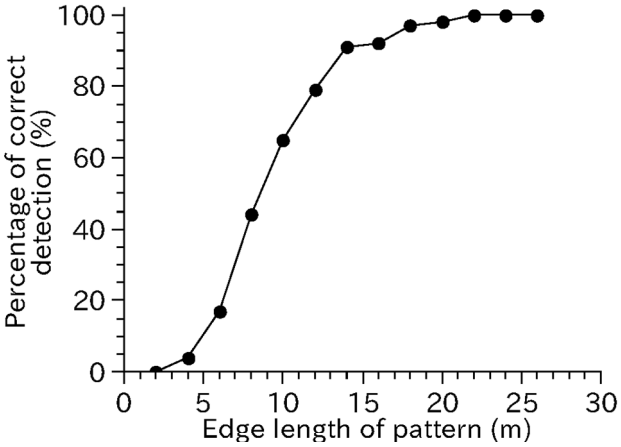


図-5 パターンサイズと正答率の関係

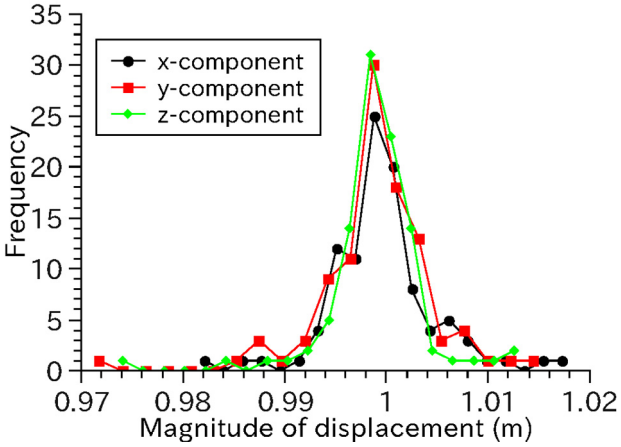
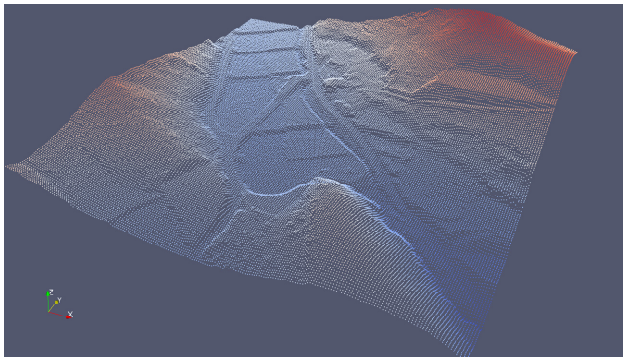
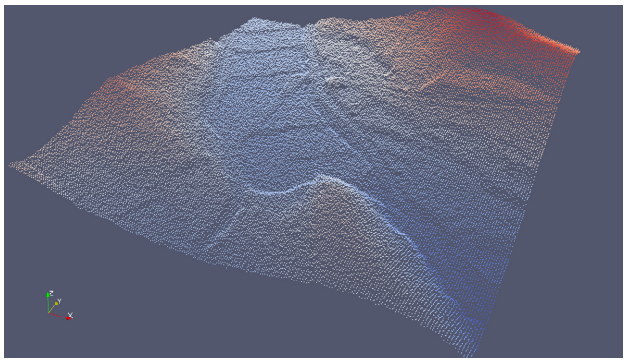


図-6 パターンサイズを22m四方とした場合に検出された変位の頻度分布



(a) オリジナルLiDARデータ



(b) x,y,z各方向への変位(1.0m) + z方向ノイズ

図-7　(a):オリジナルのLiDARデータ，(b):変位とz方向ノイズ(最大0.6m)を加えたLiDARデータ

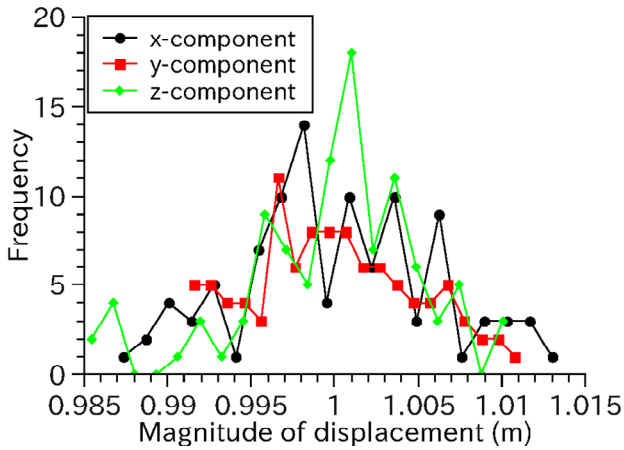
ることが望ましい．ただし，あまりに大きなサイズは過度な平均化をもたらすため，大きくしすぎてもならない．

図-6はパターンサイズを22m四方とした場合に検出された変位の頻度分布を示したものである．全ての変位評価地点におけるx, y, zの各方向変位成分が0.97mから1.02mの範囲内で検出されており，提案手法の精度が極めて高いことがわかる(正解は1.0m)．以上の検討を通じて，地震後のLiDARデータにノイズが混入していない場合については，問題なく動作することを確認した．次節では地震後LiDARデータにノイズが混入した場合に提案手法が問題なく動作するかどうかを検討する．

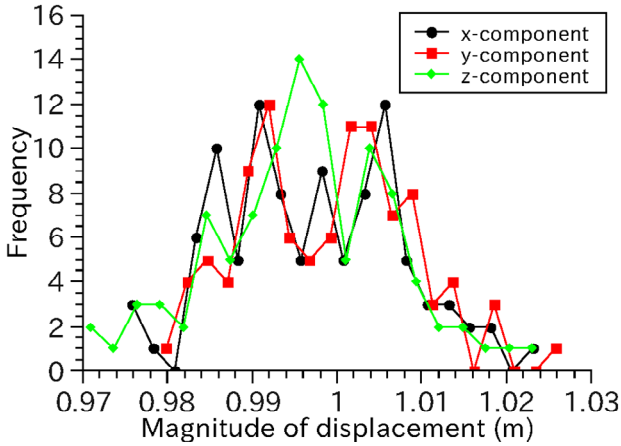
(2)　ノイズを含む場合の精度検証

これまでは，ノイズがないものとして提案手法の動作確認を行ったが，ここでは地震後LiDARデータにノイズが混入している場合についての検討を行う．ノイズは，零から最大値Nまでの一様乱数を生成し，地震後LiDARデータ(各方向に1.0mの変位を加えたデータ)と想定したデータのz方向座標に加える．一様乱数の最大値Nを0.2m，0.4m，0.6mと変化させた各ケースについて本手法を適用し，正解の変位1.0m が得られるかどうかを調べた．

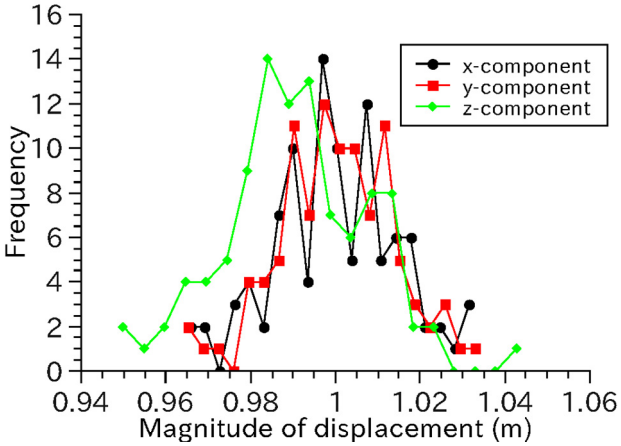
図-7に，オリジナルのLiDARデータ(**図-7**(a))と変位とz方向ノイズ(最大0.6m)を加えたデータ(**図-7**(b))をそれぞれ示す．オリジナルの地形と比べるとノイズの影響で微細な地形が不鮮明になっていることがわかる．ここでは，



(a)　ノイズの最大値が0.2mの場合



(b)　ノイズの最大値が0.4mの場合



(c)　ノイズの最大値が0.6mの場合

図-8　ノイズを加えたデータに対して検出された変位の頻度分布

マッチングさせるパターンのサイズは，24m四方とし，他のパラメータについては前章で述べた値とした．

図-8に各ケースについての変位探索結果を示す．どの場合においても本手法は，全ての変位評価地点においてほぼ正解値(1.0m)を検出できており，一定レベルのノイズが混入した場合においても十分な変位探索能力を有していると言える．この結果は，補間時の適度な平滑化によって，ノイズに対するロバスト性が向上していることにほかならない．なお，ノイズの最大値を0.8m以上とした場合には，正答率100%を達成することはできなかった．これについてはパターンサイズや補間時の平滑化パラメータを調整することで改善できる可能性があるが，地震時に断層線の直近を除く地形全域に大きなノイズ(地形改変)が生じることは考えがたく，本手法は実用に耐えうるロバスト性を十分に有していると判断できる．

(3) 勾配情報を用いる最適化手法とGAの比較

一般的に，GAによる最適解探索は，勾配情報を利用する手法に比べて時間がかかることが知られている．ここではプログラム内におけるGAの部分のみを勾配情報を利用する最適化手法に置き換え，GAを用いる場合との比較を行う．ここでは，勾配情報を用いる最適化手法として， L-BFGS-B法[18]を適用する．L-BFGS-B法は，変数の上下限(探索範囲)の設定を可能にした準ニュートン法の一種であり，Python(Scipy)内でライブラリとして容易に利用することができる．加えて，GAのような発見的手法ではないが勾配情報を必要としないNelder-Mead法[19]およびCOBYLA法[20]との比較も併せて行った．これらの手法もScipy内でライブラリとして存在しているため，容易に実装することができる．なお，RBF補間のパラメータは第2章で示した値(7.5×10^{-2})であり，LiDARデータから切り出すパターンサイズは，24 m 四方とした．また，ここでの検討ではテストデータにノイズは加えていない．

各最適化手法の正答率を**図-9**に示す． GAの正答率は100%，L-BFGS-B法の正答率は21%，Nelder-Mead法の正答率は1%，COBYLA法の正答率は30%であった．この結果から**図-2**手順Eで求められる補間曲面の残差2乗和平方根は多峰的であり，勾配が局所的に零となる領域が複数存在するものと考えられる．探索開始時の初期変位を乱数等によって設定し，いくつかの初期値から探索を開始することで正解を探索できる可能性はあるが，計算時間が少なくてすむという勾配法の特長を損なうことになる．

図-10は**図-4**の変位評価地点のうち，x座標値とy座標値がそれぞれ最小である地点(左下の地点)おいてy方向およびz方向の変位を1.0 m (正解値)に固定し，x方向の変位のみを-3.0 m から3.0 m まで0.1 m ずつ変化させた場合の補間曲面の残差2乗和平方根の推移を示したものである．この図より，いくつもの谷が現れていることが確認できる．このような谷の底では，勾配が零となるため，勾配情報を利用する探索方法では，谷の底で計算が停止してしまい，正解(x方向変位: 1.0 m)を探索することは困難である．探索開始初期位置を0.2から1.2の範囲内にとれば正解を見つけ出す可能性は他の場合よりも高いが，これはグリッドサーチを行ってはじめて得られる情報であるため，探索開始時に知ることはできない．また，x方向変位に加えてy方向変位とz方向変位の関数として残差が決まるため，x方向変位の探索初期値のみを改善したとしても常に正解が得られるとは限らない．以上の検討から，本問題は多峰性を有する目的関数の最小化問題であり，勾配情報を利用する探索手法で常に正解を得る可能性は低いと考えられる．したがって，本問題に対しては，グローバル解が探索できる可能性が高いGAが適していると言える．

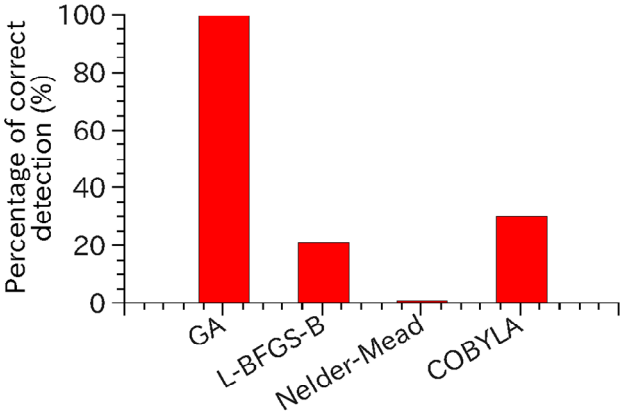


図-9 4種類の最適化手法に対する正答率

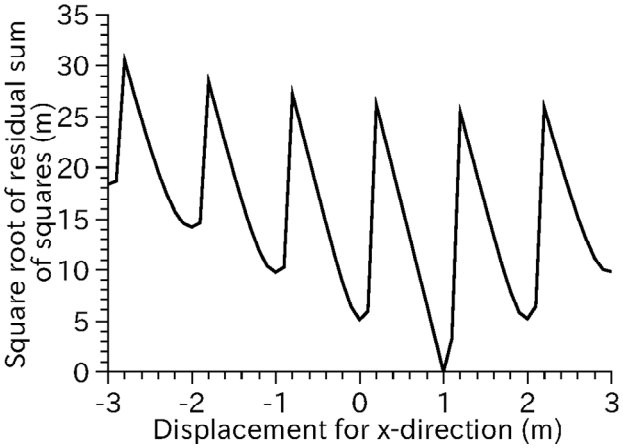


図-10 補間曲面の残差2乗和平方根
(最小化すべき目的関数)

5. まとめと今後の展望

本研究を通じて得られた知見は，次のようにまとめることができる．

1. RBF補間とGAを組み合わせることで地震前後のLiDARデータから変位場を高い精度で抽出する方法(RBF-GA)を開発した．
2. RBF-GAのパラメータ調整および精度検証をテストデータについて行い，パターンマッチングのための地形のサイズとRBF補間する際の平滑度に関するパラメータ設定方法および提案手法の精度(おおむね誤差5%以内)に関する情報を得た．
3. GAの部分を，勾配情報を用いる最適化手法(Nelder-Mead, L-BFGS-B, COBYLA)に置き換え，正答率を調べた．結果，本問題に対しては勾配情報を利用する手法よりもGAの正答率が極めて高いことを示した．また，本問題が多峰性を有する目的関数の最小化問題となることも併せて示した．

今後は，実際に計測された地震前後のLiDARデータに提案手法を適用し，変位場の抽出を行う．並行して，RBF補間時の線形代数計算の高速化およびGAの箇所をより高速でロバストな最適化手法への置き換えを行い，提案手法のさらなる高速化およびロバスト化を図る．

参考文献

1) Borsa, A. and Minster, J. B.: Rapid Determination of near‐fault earthquake deformation using differential LiDAR, Bulletin of the Seismological Society of America, Vol. 102, No. 4, pp. 1335–1347, 2012.
2) Krishnan, A. K., Nissen, E., Saripalli, S. and Arrowsmith, R.: Change Detection Using Airborne LiDAR: Applications to Earthquakes, Experimental Robotics Springer Tracts in Advanced Robotics Vol.88, pp. 733-743, 2013.
3) Sakagami, M., Sasaki, H. and Mukoyama, S.: Estimation of ground movement caused by the 2000 eruption of Usu volcano , from the geomorphic image analysys of LiDAR DEMs, International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, Volume XXXVIII, Part 8, Kyoto Japan 2010.
4) Mukoyama, S.: Estimation of ground deformation caused by the earthquake (M7.2) in Japan, 2008, from the geomorphic image analysis of high resolution LiDAR DEMs, J. Mt. Sci. (2011), DOI: 10.1007/s11629-011-2106-7, 2011.
5) Besl, P. J., and McKay, N. D.: A method for registration of 3-d shapes, IEEE Transactions on Pattern Analysia and Machine Intelligence, vol.14, no.2, pp.239-256, 1992.
6) Tamaki, T., Abe, M., Raytchev, B., Kaneda, K.: Softassign and EM-ICP on GPU, ICNC '10 Proceedings of the 2010 First International Conference on Networking and Computing, pp.179-183, 2010.
7) 可視化情報学会: PIV ハンドブック, 森北出版, 2002.
8) M.ラッフェル, C.E. ヴィラート, J. コンペンハンス(小林敏雄 監修, 岡本孝司, 川橋正昭, 西尾茂 訳): PIV の基礎と応用, シュプリンガー・フェアラーク東京, 2000.
9) Saomoto, H., Matsushima, T. and Yamada, Y.: Development of LAT-PIV visualization technique for particle-fluid system, Structural Eng./Earthquake Eng., vol.24, no.2, pp.123-130, 2007.
10) Carr, J.C., Beaton, R.K., Cherrie, J.B., Mitchell, T.J., Fright, W.R., McCallum, B.C. and Evans T.R.: Reconstruction and Representation of 3D Objects with Radial Basis Functions, ACM SIGGRAPH 2001 SIGGRAPH '01 Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp.67-76, 2001.
11) Jones, E., Oliphant, T., Peterson, P. and others: SciPy: Open Source Scientific Tools for Python, 2001. (http://new.scipy.org/index.html, 2013 年 9 月 17 日閲覧)
12) Holland J.H.: Adaptation in natural and artificial systems, University of Michigan Press, 1975.
13) 相吉英太郎, 安田恵一郎: メタヒューリスティクスと応用, 電気学会, 2007.
14) Perone, C.S.: Pyevolve documentation 0.6r1, 2010.
15) GAlib のウェブサイト: http://lancet.mit.edu/ga/ (2013 年 9 月 15 日閲覧)
16) Houck, C., Joines, J. and Kay, M.: A Genetic Algorithm for Function Optimization: A Matlab Implementation, NCSU-IE TR 95-09, 1995.
17) 金谷健一: これなら分かる最適化数学, 共立出版, 2005.
18) Byrd, R. H., Lu, P., Nocedal, J. and Zhu, C.: A limited memory algorithm for bound constrained optimization. SIAM J. Scientific Computing, 16, pp.1190–1208, 1995.
19) Nelder, J.A. and Mead, R.: A simplex method for function minimization, Computer Journal, vol.7, pp.308-313, 1965.
20) Powell, M. J. D.: Direct search algorithms for optimization calculations, Acta Numerica, vol.7, pp.287-336, 1998.

SEISMIC DISPLACEMENT EXTRACTION FROM TWO LiDAR DATASET: DEVELOPMENT OF A DISPLACEMENT DETECTION METHOD BASED ON RBF INTERPOLATION AND GENETIC ALGORITHM

Hidetaka SAOMOTO, Tadashi MARUYAMA and Hisao KONDO

Owing to recent progress of aerial survey with laser transmitting device, we can easily obtain detailed digital elevation map represented by point cloud data. This map is applicable to many purposes such as active fault detection, quantification of bluff lines, and extraction of ground displacement caused by an earthquake. Although some methods for seismic displacement extraction from point cloud data have been proposed, we need more robust and powerful method in terms of noise immunity. In this study, we propose a new method based on the RBF (Radial Basis Function) interpolation and the GA (Genetic Algorithm) for the seismic displacement detection and then conduct a series of inquests including the parameter setting, the evaluation of noise resistance, and the comparison among four optimization techniques: GA, L-BFGS-B, Nelder-Mead, and COBYLA. The results of considerations revealed that: (1) the size of unit for pattern matching should be set to 24 m square for the point cloud divided into 1 m grid; (2) the proposed method stably detect the correct displacement even under ill-posed condition; (3) the combination of the RBF and the GA is well suited for this problem because the objective function appearing in this study possesses extreme multimodality, suggesting that we should not use the optimization method based on gradient information.