

構造物被害状況の自動抽出のための画像解析手法の開発

Development of Image Analysis Method for Automated Identification of Structural Damages

高橋弘樹*・小国健二**・堀宗朗***

Hiroki TAKAHASHI, Kenji OGUNI and Muneo HORI

*学生員 学士(工) 東京大学 工学部社会基盤学科 (〒113-0032 東京都文京区弥生 1-1-1)

**正会員 Ph.D. 東京大学助教授 東京大学地震研究所 (同上)

***正会員 Ph.D. 東京大学教授 東京大学地震研究所 (同上)

Development of an image analysis method for automated identification of post-seismic structural damages is presented in this paper. Identification of structural damages is carried out by i) making candidates of damaged structure model through numerical simulation, ii) comparison of the photo-image of damaged structure itself and templates generated from damaged structure model, and iii) identification of corresponding damaged structure model. The biggest technical difficulty to make this system work is the development of effective image analysis method for the phase ii), i.e., comparison of picture-image and visualized numerical model. To overcome this difficulty, we developed image analysis method with a priori knowledge on the objects to be analyzed. This image analysis method focuses on topological characteristics of the objects, specifically, relative position of sharp corners of the object, which is a good indicator for the change in the shape of the buildings.

Key Words : structural damages, image analysis with a priori knowledge, 3D GIS, structural analysis

1. はじめに

地震などの大規模な自然災害発生時において、構造物の被害状況を迅速かつ正確に把握することは、被害を最小限に抑えるために重要である。従来行われてきた被害状況把握は、衛星画像や航空写真の目視判読や現地調査によるものであり、膨大な人手と時間を要してきた。またこれらは人の目視による主観的判断に基づく手法であるため、被害レベルの判定にばらつきがあり、正確な被害状況把握が難しいというデメリットもある。

このような中、構造物の被害状況をコンピュータによって自動的かつ客観的に抽出しようという試みとして、高分解能衛星データの画像特徴を利用する方法¹⁾や、被害前後の衛星・航空画像の変化域を抽出する方法²⁾などが挙げられる。これらの方法において共通することは、“上空からの大雑把な把握”であり、広い範囲の情報を効率よく取得するという点では優れているが、大雑把な把握に止まるという欠点がある。個々の構造物被害状況の自動的・客観的抽出には不十分であるというのが現状である。

個々の構造物の被害状況自動抽出のためには、構造物単体の画像を収集し、その画像を解析することで被害状況を自動抽出するシステムといったものが必要となる。しかし、このようなシステムについての研究はあまり多くはない。これは一つには画像からの被害状況抽出は画像解析の問題として非常に難しいこと、も

う一つには画像収集自体が難しいことが挙げられる。

しかし画像収集については、カメラ付携帯電話や災害伝言板などのツールの進化によって実現可能となってきた。災害時に被害状況や安否情報を投稿する災害伝言板は、現在は文章による投稿が主であるが、より詳細な被害状況、安否情報の把握といったニーズの高度化から、近い将来画像も加えた投稿が行われるようになると思われる。このようなデータベースから情報を自動的に収集する技術は既に確立されており、不特定多数の情報提供者からの被害画像データの収集・利用は十分可能である。また、不特定多数の画像情報のみならず、高層ビル屋上などに設置されたビデオカメラなどからの画像収集・解析により、街の被害状況を可能な限り詳細に把握するという方針での被害状況把握も考えられる。

以上の現状分析に基づき、本論文では構造物画像から被害状況を自動抽出する画像解析手法について述べる。しかし、被害を判定する時に着目すべき点、壊れ方のパターンなどといった、構造に対する知識に基づく先験情報や、撮影方向、撮影時の天候、昼夜の別などの撮影条件に関する情報が十分でない場合、画像から構造物の破損状況を自動抽出することは、非常に困難、むしろ不可能に近い問題である。そこで、i) あらかじめいくつかの被害構造モデルをシミュレーションによって構築する ii) この被害構造モデルから画像に合うモデルを同定することで被害状況を推定する、という二段階の手法を提案する。被害構造モデルとの比較

を行うことで、不特定多数の画像から自動的かつ客観的に被害状況を抽出するという画像解析の難問を克服することが期待される。

この手法のうち、本論文では、後者の段階、被害構造モデルと画像とを同定する際の画像解析手法の開発について主に述べる。被害構造モデル構築は、3D GISによる構造物データと構造解析ツールの組み合わせにより、既存技術の枠内で実現可能であるために概要を記すに止める。ここで考える画像解析手法は、シミュレーションで作られる被害構造モデルを最大限生かす手法でなくてはならない。よって、被害構造モデルがあることを前提にし、被害構造モデル特定に特化した画像解析手法を開発した。

2. 被害構造モデルを利用した被害状況抽出

2.1 手法の概念

構造物画像のみから被害状況を自動抽出することは非常に難しい。デジタル画像における情報とは、単なる各画素ごとの輝度値のみだからである。コンピュータにとってまず画像のどこに構造物があるのか判断するのが難しい。そして特に難解なのが、どこがどれだけ損傷しているのかという被害状況を判別する事である。人の目視による判別からもわかるように、被害というものに対して統一された定義はないためである。また、不特定多数の人によって撮影された画像では、アングルが定まっていないために構造物をどの角度から撮影したものかもわかっていない。その画像データから、構造物のどの部分がどれだけ損傷しているかを見極めるのはほとんど不可能である。

そこで、事前に被害構造モデルを構築し、このモデルから生成される多数のテンプレート画像と現場で撮影された写真との比較に基づく被害抽出手法を提案する。これは、i) 3D GISの構造物データにさまざまな地震シミュレーションを施すことで、想定される被害状況のパターンを数十種類ほど作り出す、ii) この被害構造モデルをさまざまなアングルから見たテンプレートと現場で撮影された構造物画像とを比較し、その画像に最も近いテンプレートに対応する被害構造モデルを同定する、という一連の被害状況を抽出する仕組みである。この手法の概念図を図-1に示す。

この手法における最大の技術課題は、モデルから作られたテンプレート画像と現場で撮影された画像との対応をとらえる画像解析手法の開発である。

2.2 被害構造モデル構築とその特徴

被害構造モデル構築には、まず3D GISの構造物データが必要である。現在、新しい地理情報システムとして総務省が中心となって3D GISについての研究は進められており、関連したアプリケーションなども数多く

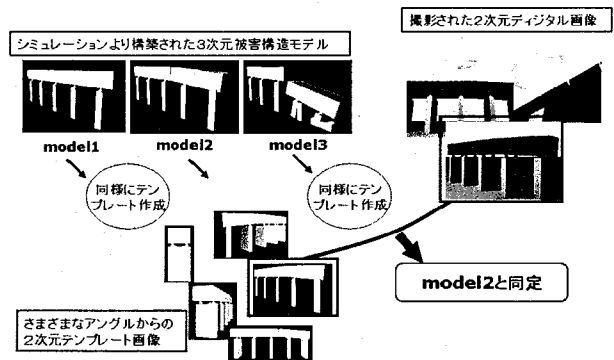


図-1 被害構造モデルを利用した手法の概念図

開発されている。本来、地震シミュレーションを行う際、設計図などからシミュレーションを適用するための構造モデルを構築するには膨大な時間がかかる。しかし、GISデータを使う事で自動的に構造モデルを構築することができ、そこから詳細な都市を作り出し地震時の都市全体の挙動解析を行うことができる。通常、GISデータは構造物の形状に関する情報のみであるのでシミュレーションには適用できない。しかし、材料特性や構造物特性を含んだ構造モデルをGISデータから自動構築する研究が行われており³⁾、これによりシミュレーション可能な構造モデルが構築できる。

シミュレーションはFEM-βや高度3D構造解析などにより行う。FEM-βとは従来の有限要素法(FEM)をより破壊現象の解析に適したものに改良したものである⁴⁾。これらの解析手法や計算機の高度化によってさまざまな地震シナリオをより現実に近い形でシミュレートできつつあり、何パターンもの被害構造モデルの自動構築の実現も見込まれている。

モデル構築の利点は、モデルと撮られた画像との比較から最も画像に合うモデルを選ぶことで、画像データからでも被害状況抽出が可能となることである。また、高度なシミュレーションによって候補を絞り込むことで、あり得るモデルとの比較のみを行えばいいことになり、解析時間が短縮され、解析精度も向上される。

これらの特徴から、被害状況抽出に用いる本研究の画像処理は「先験情報付画像処理」ということができる。先験情報があることで画像の認識が可能となる。この先験情報は、画像の認識を行う場合には必要なことが多い。たとえば、文字認識の場合には、文字のテンプレートがあらかじめ用意されている。しかし、本手法でいう先験情報はランダムに生成される数十種類のモデルのテンプレートとは異なる。高度なシミュレーションにより作られたモデルには物理的な裏付けがある。物理的にあり得るモデルのみを構築することは、先験情報を最大限用いて比較対象の数を絞り込む事を意味し、画像の認識をより簡単かつ詳細にし得る。

人間が物を視覚で認識する時、必ず何らかの事前に

表-1 一般的な画像マッチング手法の特徴

マッチング手法	特徴	モデル同定の観点から見た欠点
パターンマッチング・テクスチャ解析	輝度値を直接マッチングに用いる	サイズ、アングル、撮影条件の違いによってマッチングがうまくいかなくなる
DP マッチング・構文的手法・ニューラルネットワーク	複雑な処理により画像の細かい差異を判別できる	モデルの違いから生じる差異以外のアングルのずれや雑音などの差異も忠実に見てしまう
特徴抽出方式	「前処理」「特徴抽出」「識別」の組み合わせによって無数の方法が存在する	処理の組み合わせによる

持っている情報（知識）を元に認識し、その情報が詳しいほど認識できる内容もより詳しくなる。よってコンピュータの画像認識においても先験情報はより詳しいほうが認識が簡単になり詳しくもなる。今までその情報として物理的な観点から見たものを持つ画像認識の手法はあまりない。物理現象の画像認識においては、本手法のシミュレーションによるモデル構築のような物理的な視点からの先験情報は、より詳しい解析につながり得る。画像解析に、物理に基づく先験情報を導入する点が本手法の最大の特徴である。

3. 被害構造モデル同定に適した画像解析

3.1 一般的な画像マッチング⁵⁾

いくつかの一般的な画像マッチング手法とその特徴、モデル同定の観点から見た欠点を表-1 にまとめる。

被害構造モデル同定のためには大きく、i) サイズ・アングル・撮影条件の違いに影響されない、ii) 雑音などによる差異には影響されにくく被害構造モデルの違いから生じる差異を特に見ることができる、といった条件が必要である。特に i) の条件のアングルの違いによって影響されづらい事は、2D 画像から 3D モデルを同定する際には非常に重要である。またサイズや撮影条件の違いや雑音に影響されない事は、本研究で想定している不特定多数の人によって撮影された画像を用いる際に特に重要である。

表-1 から判断すると、「特徴抽出方式」で i), ii) の条件を満たすような「前処理」「特徴抽出」「識別」の流れを持つ手法が良いと考えられる。この方法は、画像のある特徴量（線分長さ、面積、円形度など）を抽出し、その特徴量から画像を識別する方法であり、画像マッチングにおいて最も一般的である。例えば、川口らによる物体の線分を特徴量とする方法^{6),7)}がある。画像中のすべての線分を抽出し、その線分の中でモデル線分が最も合う位置を探すというものである。この手法は複雑な背景の画像からモデルに合う物体の位置を探すのには適しているが、今回考えるような物体の

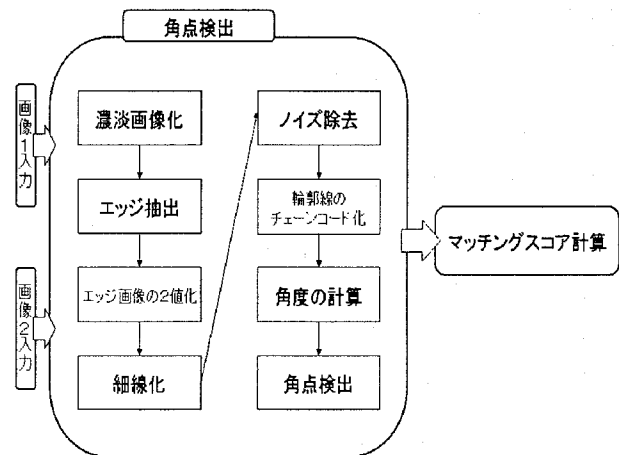


図-2 手法の流れ

破壊による差異を見るような場合には適さない。つまり用途に特化した「前処理」「特徴抽出」「識別」の流れが重要となる。

3.2 提案する画像解析手法

構造物の被害状況抽出に適したマッチング手法として、構造物輪郭線の角をマッチングの特徴量とする手法を提案する。本手法の流れを図-2 に示す。まずエッジ抽出、2 値化、チェーンコード化などの処理を行い物体の輪郭線を抽出する。その線上で、ある特徴を満たし、角とみなせる点を角点として検出し、その角点位置と角度、さらに角点数をその画像の特徴量としてマッチングを行う。

(1) 角点の検出法

物体の輪郭線抽出後、輪郭線の各点（画素）において角度を計算する。計算方法は、まず注目点から両方向にある距離（画素数）はなれた点までのベクトル (v_1, v_2) を求める。ここで「ある距離」は、輪郭線の画素数の 100 分の 1 とする。「ある距離」が 1000 分の 1 では輪郭の細かなノイズのみを拾い、10 分の 1 では角点の位置・角度の分解能が悪い。したがって、特別な（確定的な）物理的根拠はないが、「ある距離」を 100 分の 1 と

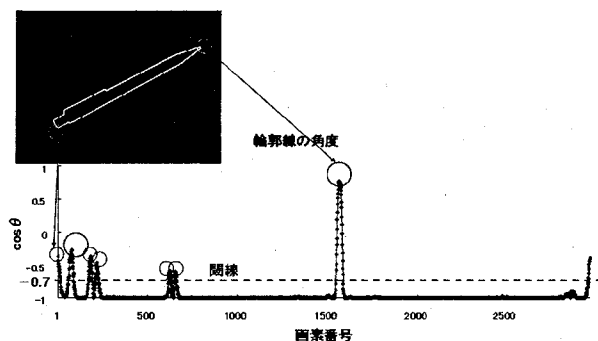


図-3 ペン画像輪郭線の角度

設定した. このようにして設定されたベクトル ($\vec{v}_1, \vec{v}_2$) を用いて, 次式により角度を求める.

$$\cos \theta = \frac{\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2}{|\vec{v}_1| |\vec{v}_2|} \quad (1)$$

すべての輪郭線の点において角度を計算した後, 角点を検出する. ある閾値より $\cos \theta$ の値が大きくなっている連続した点の集合の中で, 最も大きな $\cos \theta$ の値を示しピークとなっている点を角点とする. 閾値は -0.7 (約 135°) とする.

図-3 にペン画像輪郭線 (図-4 のペン画像の輪郭線) における角度のグラフを表す. 横軸が輪郭線の画素番号で, 縦軸が角度の値である. グラフでピークとなっているところが角点である.

ここで画像情報は, 輪郭線中の角点位置とその角度のみとなる. なお角点位置の値は, 輪郭線を一本の直線とした時に, ある基準とした角からの輪郭線長さに対する相対的な距離で表す. 角点位置, 角度共に画像サイズの変化・画像垂直軸まわりの回転に対する不変量である.

(2) マッチングスコアの計算法

角点位置と角度のデータを用いて, マッチングスコアを計算する. なお, ノイズの影響や輪郭線抽出時の誤差などから, 余分な角点検出される事がある. その影響を受けないマッチングスコアの計算方法が必要となる. 以後マッチングを行う二つの画像を実物画像とモデル画像とする.

まず, モデル画像のある角点を基準角点とする. 次に, 実物画像の一つの角点を基準角点に対応付け, 以下の計算を行う.

$$\min_{i,j} \{ \Delta P(i,j) + \alpha \Delta V(i,j) \} \quad (2)$$

ここで i, j は各画像の角点番号 (i がモデル画像の角点番号, j が実物画像の角点番号), $\Delta P, \Delta V$ はそれぞれ角点位置の差 (図-3 で角と認識される位置の画素番号の差), 角度の差である. α は角点位置に対する角度の重み係数であり, 図-3 のペン画像の例では $\alpha = 5$ を用いた.

この時の値をサブマッチングスコア m_1 とし, 角点



角点位置	角度
0	111.74
266	105.32
617	111.44
741	117.32
2087	133.10
2101	126.31
2124	134.11
2202	126.67
5264	38.72

角点位置	角度
0	90.00
390	109.98
616	105.26
1685	100.30
1815	95.19
4978	43.26
9704	100.30

図-4 ペン画像とモデルのデータ

i, j を取り除く. これは角点 i と角点 j が対応付けられたことを意味する. 次に同様の計算, 操作を行い, サブマッチングスコア m_2 とする. この操作をどちらかの角点が無くなるまで行う.

そして, 以下の式によりマッチングスコア (MS) を計算する.

$$MS = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n m_k + \beta \Delta N \quad (3)$$

ここで n は対応付けられた角点の組数である. また, ΔN は抽出された角点数の差である. 本計算方法は, 対応しなかった角点を計算に反映させないため, 角点数がまったく違うものどうしても物体が似通っているという結果が出る事がある. その失敗を解消するのが ΔN の項であり, 重み係数 β で度合いを調整する. つまり角の対応から求められる各々のサブマッチングスコアの平均に, 角点数の差を加えたものがマッチングスコアとなる. 図-3 のペン画像の例では $\beta = 30$ を用いた.

そして次に, 実物画像の次の角点を基準角点に対応付け, 同様にマッチングスコアを求める. この計算をすべての角点を基準角点に対応付けることで同様に行い, 最もマッチングスコアが小さくなった時に画像同士の角点の正確な対応付けとし, その時のマッチングスコアをそのまま画像同士のマッチングスコアとする. このマッチングスコアが小さいほど画像同士が似たものであることを意味する. また, この計算方法は, すべての角点をマッチングスコアの計算に用いないので, 余分に検出されたと考えられる角点の影響を受けない.

図-4 にペンの実物画像とペンモデルの角点位置と角度の値を示す. 角点位置は輪郭線長さを 10000 とした時の輪郭線の画素番号である. 実物画像の方にはノイズから生じた余分な角点があるため角数が多い. モデルの角点は固定し, 実物画像の角点位置をシフトさせ

ながら、角点位置が一致する位置を探す。角点位置のシフトは、図-3のグラフの平行移動に対応する。今回のマッチングスコアは132である。ただし、いくつかの候補の中から最小のマッチングスコアを与えるモデルを選ぶ本手法では、マッチングスコアの相対値のみ意味があり、絶対値にはあまり意味がない。今回の場合この値は非常に似通っている事を意味している。このようにペンのサイズ、向き、さらにノイズの影響を受けずにマッチングが行える。

3.3 提案手法の特徴

1. 3Dモデルのアングルのずれが影響しづらい。
被害状況抽出を行う時に考えるのが、撮影された画像と被害構造モデルのマッチングである。2Dの画像と3Dモデルをマッチングする時に問題となるのが、どのアングルで撮られた画像かということである。それが正確にわからない以上、3Dモデルをさまざまなアングルから見た2D画像を作り、その画像と撮られた画像をマッチングさせる必要がある。この時、アングルが少しずれただけでもピクセル値の情報は大きく変わってしまい、マッチングに支障をきたす。輪郭線中の角点位置、角度、角点数というのは、比較的アングルのずれに鈍感な量である。特に角点数はアングルが多少ずれただけではまったく変わらないので、これによりアングルのずれによるマッチングの失敗が軽減される。
2. マッチング時の画像の情報量を大幅に減らすことで計算量を減らせる。
画像の情報は各ピクセルごとのRGB値である。本手法ではマッチング時にこの情報が数個から十数個の角点位置と角度の値のみになる。この大幅に減った情報量にも関わらずマッチングが行える。
3. 角は角ばっている構造物の特徴をつかんでおり変形による違いが顕著に表れる。
この大幅に減った情報量にも関わらずマッチングが行えるのは、構造物において角というものが構造物の形を決める大きな要素となっているからである。また、構造物が変形したときにより顕著に差が現れるものが輪郭線の角位置とその角度、また角数である。よって、比較する対象をこの角に関する情報に絞ることで他の部分でのノイズや歪みなどによる誤差をなくし変形による形の違いのみを見やすくなる。本研究で想定している不特定多数のカメラ付携帯やデジタルカメラを使って撮影された画像を用いる際には、特にノイズや歪みが大きく表れるので、これらが影響しづらいことは今回考えるマッチングにおいて必須条件である。
4. 対象物のサイズの違いは関係なく形のみでマッ

ングが行える。

画像同士のマッチングにおいて大きな問題がサイズの違いである。同じ物体でも各ピクセルレベルで同じでないとそのままマッチングさせることは不可能である。本手法では輪郭線中の相対的な角点位置をマッチング時の特徴量にするので、サイズの違いはまったく問題にせずマッチングが行える。

以上の特徴から本手法は3D被害構造モデルの同定に適している。なぜならば前述したi) サイズ・アングル・撮影条件の違いに影響されない、ii) 雑音などによる差異には影響されにくく被害構造モデルの違いから生じる差異を特に見ることができる、という条件を満たしているからである。

4. 性能検証実験

4.1 3Dモデルのテンプレート画像への変換

本手法でマッチングを行うためには3Dモデルから多数のテンプレート画像を作成する必要がある。3次元物体をさまざまなアングルで投影した2次元画像を多数作成し、モデルのテンプレート画像とする(図-5参照)。

実際の被害状況抽出システムの中では、前述したように3DGISからの構造物データを用いて構造モデルを構築するが、今回は本マッチング手法の性能を調べる実験であるので、まずは自分で物体の形を決めて3Dモデルを作った。次節のシミュレーションを併用した実験では、シミュレーションによって自動的に3Dモデルを作った。

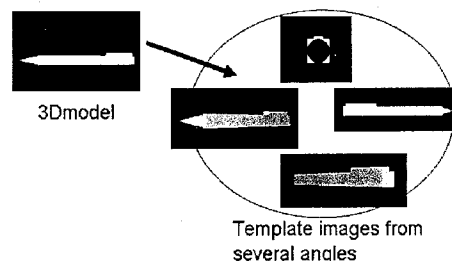


図-5 3Dモデルからのテンプレート作成

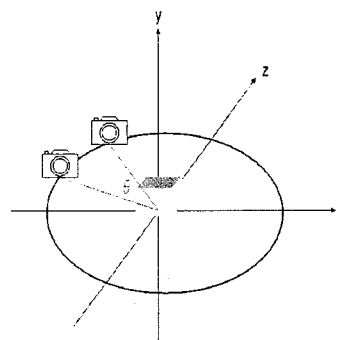


図-6 カメラ位置

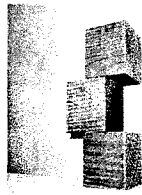


図-7 中が 2.0cm ずれた積木の画像



図-8 ずれの位置と量が違う箱状 3D モデルの例

なお、画像と 3D モデルとのマッチングスコアは、画像とそのモデルから作られたテンプレート画像のマッチングスコアの中で最も小さな値とする。また、以下の実験では、テンプレート画像作成の際のカメラ位置を図-6 の円上とする。つまり、xz 平面上のある円上から中心を見た画像を考える。これは、実際の構造物を見る時にもある程度見る位置というものは決まっているからである。よって今回は y 軸方向の変化は考えなかった。また、カメラ位置の変動幅 θ はその都度変えた。

4.2 箱状物体に対する性能検証実験

構造物の形に近い箱状の物体（立方体の積木（5cm × 5cm）3 つ）を使って、損傷同定の検出限界を調べた。

(1) 実験方法

対象画像と対象 3D モデルから作られたテンプレート画像とのマッチングスコアを計算した。計算式の α は 5、 β は 30 とした。またアングルの変動幅 θ は 30° （つまり 12 分割）とした。さまざまなアングルからの対象画像を 50 枚作り、それらからどのモデルが判別されるかを調べた。

対象画像：中が 2.0cm ずれた積木（図-7）のさまざまなアングルからの画像 50 枚

対象 3D モデル：上中下それぞれ 0cm～4.5cm まで 0.5cm ずつずらした 3D モデル 30 個（例、図-8）

(2) 実験結果と考察

ずれの位置の判別結果は、上：0 回、中：47 回、下：2 回、輪郭抽出失敗：1 回、であった。正しく判別される確率は、94%である。3 枚の画像で失敗しているが、1 枚は背景と物体との境目がぼやけていたために輪郭線の抽出ができなかった。残りの 2 枚はまったく違ったモデルを選んでいるが、これは輪郭線は物体に沿って抽出できたが雑音が多かったか、輪郭線が物体に沿っていなかったということが考えられる。この結果から上中下のようなずれの位置の判別はほぼ確実にできることがわかった。これは損傷位置の違いが判別できる

中の立方体をずらしたモデルの判別回数

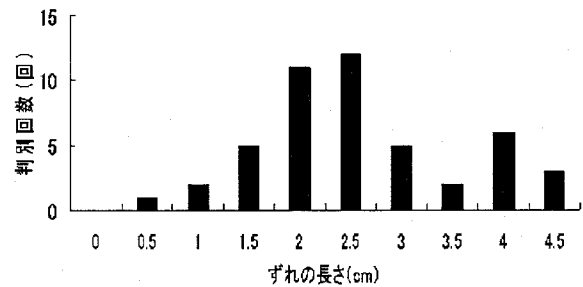


図-9 モデルの判別回数

事を意味する。

次に損傷の程度に相当するずれの量の判別であるが、中がずれた物体の中での判別結果を図-9 に示す。対象画像と同じ形のモデル（中 2.0cm）の判別確率は 22%であった。誤差 $\pm 10\%$ （物体の幅の長さに対して）（ $\pm 0.5\text{cm}$ ）では 56% 誤差 $\pm 20\%$ （ $\pm 1.0\text{cm}$ ）では 70%であった。この結果から、まったく同じずれの量を持つ物体を選び出すのは困難であることがわかる。しかし、誤差の許容の幅を増やすごとに判別確率は上がる。特に撮影アングル・画角・照明などを固定せずに撮影した多数の画像に基づいて行った画像解析の結果、図-9 のように「ずれ量」を正規分布に近い頻度分布で判別することに成功した。この結果は、画像が多く集まる事で精度が向上し細かな部分の判別もできるようになる可能性を示唆している。実際に構造物の破壊判別の要求性能を考えると、まだ精度向上の必要性も残るが、不特定多数の人により撮影され、歪みを持ち、アングルが定まっていなかったという画像であっても、たくさんの画像が集まる事で、より正確な情報が得られることが期待される。

(3) まとめ

本節の最後に、本手法の性能についてまとめる。

まず、被害状況抽出についての性能として、損傷の程度は損傷なし、損傷小、中、大といった判別がわかる。また損傷位置に関しては判別はほぼ確実である。つまり、被害情報としては、「ビルの 3 階部分が大きく破壊している」というような情報抽出が可能だということである。実際の構造物の損傷においては、より細かい損傷の違いから小破、中破、大破のような区別をするため、さらなる精度の向上も必要である。ただし、前述の箱状物体のずれ同定の実験結果からは、構造物画像の量が増えれば増えるほどその被害情報の詳細さ、正確さも増していくことが期待される。

次に画像処理技術の観点からは、この手法は角がある物に適したマッチング手法であるといえる。この時、角は鋭いものであればあるほどマッチングは安定する。角点抽出は角度が緩やかなほど失敗しやすいためである。角を持つ物に適しているということは、逆にいう

と、角がなく丸みを帯びた物には適用できないという欠点もある。

そして、最も他のマッチング手法との違いが顕著な性能が、3D 物体においてマッチングができることである。マッチング手法一般にいええることは、指紋認証や設計図面の自動読み取りに見られるように、細かい部分の違いを正確に認識するような手法だということである。これらは非常に細かな部分でのマッチングができる代わりに、2D と 2D 同士のマッチングに限られ、さらにはサイズも指定されている場合がほとんどである。つまり一般的なマッチング手法では、入力画像が“きれいな”画像であるという前提があった。3D を 2D 画像にする時には必ず歪みが生じ、さらに不特定多数の人により携帯などで撮影された画像はサイズもアングルも決まっていない。本手法は、このような“きれいでない”画像においてマッチングする手法であるといえる。

4.3 FEM- β によるモデル構築とモデルの同定

FEM- β ⁴⁾を用いて桁の 4 点曲げ破壊のシミュレーションを行った。実際にシミュレーションから 3D モデルを構築し、そのモデルを画像との同定に使う事で、提案する被害状況抽出法の全体の流れを示しつつその有用性を明らかにした。

(1) シミュレーション方法

FEM- β は、変位場を不連続で重なりのない形状関数として表現する特殊な有限要素法 (FEM) であり、従来 FEM では解析困難であった破壊現象を簡便に解く事ができる。具体的には図-10(a) の Voronoi 分割によって不連続で重なりのない変位場を表し、ここでできる Voronoi ブロック同士がばねでつながれたばねモデルとみなす。これによりばねの切断で物体の破壊を表すことができる (図-10(b))。

この解析手法を用いて行ったシミュレーションの内容を図-11 に示す。荷重 P はその都度変えるが、荷重の場所の最終的な変位を与えることで荷重の大きさを表す。また、今回用いたプログラムは 2 次元での破壊解析であるので、解析結果も図-10(c) のような 2 次元図である。よって奥行きを付けた 3 次元モデルをこの解析結果から構築する。奥行きは 4 とし、3 次元モデルは奥行き方向には変化がないものである。

今回、変位のレベル、つまり破壊レベルは 5 段階 (破壊レベル 0 ~ 4) 作った。またこの 5 段階の破壊レベルにおいてそれぞれ同じシミュレーションから 3 パターンのモデルを作った。FEM- β においては、同じシミュレーション内容でも Voronoi 分割の違いから違った破壊パターンを作り出すことができる。なお、破壊レベル 0 (破壊なし) においてはどのパターンでも同じであるので、モデルは全 13 種類である。

図-12、図-13 に、構築された 3D モデルを示すこと

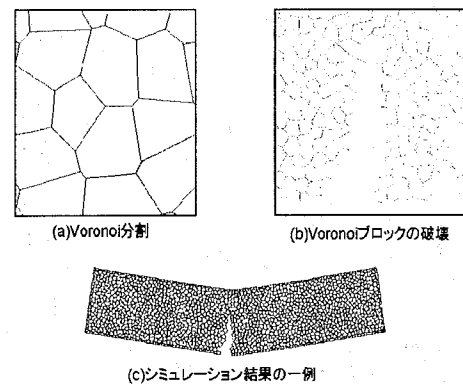


図-10 FEM- β

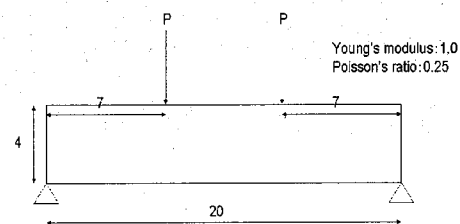


図-11 4 点曲げ破壊シミュレーション図

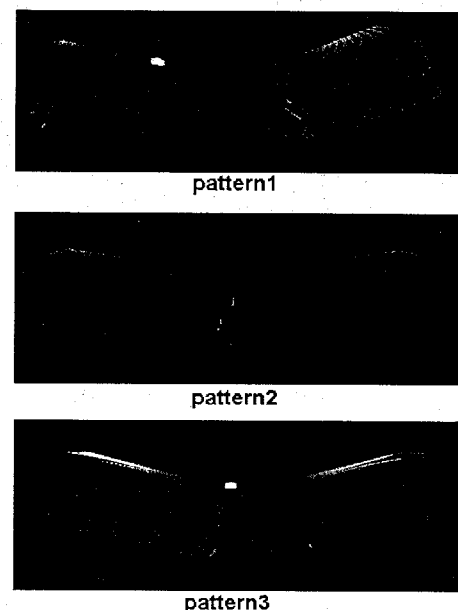


図-12 FEM- β によるシミュレーションモデル：パターンの違い

で、パターンによる違いと破壊レベルの違いを示す。pattern1 では亀裂の位置が中央より右寄り、pattern2 では中央、pattern3 では左寄りとなすべてのパターンで亀裂の位置が変わった。破壊レベルの違いにおいては、pattern1 についての図を示す。

(2) 実験結果と考察

20cm × 4cm × 4cm の発泡スチロールを用いて、4 点曲げ破壊試験を行った (図-14)。シミュレーションと同じ位置に荷重を徐々に加えていった。試験はなるべく違う破壊結果が得られるように荷重を適当に変え

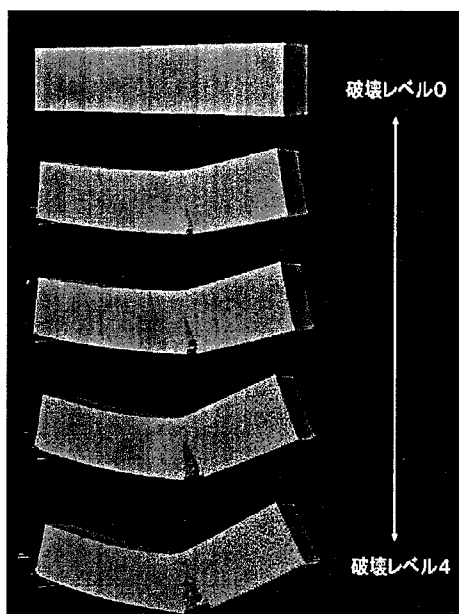


図-13 FEM- β によるシミュレーションモデル：破壊レベルの違い (pattern1 について)



図-14 4点曲げ破壊試験の装置

て3回行った。亀裂進展後の試験結果の画像を図-15に示す。試験1は亀裂が生じたところで止めたもので亀裂の位置は多少左寄りであった。試験2は試験1より大きな荷重をかけることで破壊状況を変えた。亀裂はほぼ中央であった。また、試験3は亀裂が生じる直前のたわんだ状態で載荷をやめた。

試験結果1～3、さらに荷重を加えていない状態(図-14の状態)を試験結果0とし、本マッチング手法を用いてFEM- β により構築したモデルの同定実験を行った。同定されたモデルの結果を表-2に、その時のモデルのテンプレート画像を図-16に示す。試験結果の画像と同定されたモデルが非常に似通っているものであることがこの結果から分かり、どの画像に対しても同定に成功しているといえる。細かいところでは、破壊レベルと破壊位置両方共精度良く求められている。その理由として、今回の試験結果の画像はほぼ正面から撮っ

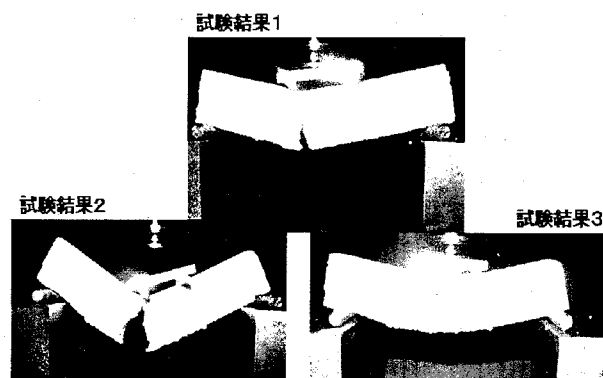


図-15 破壊試験の結果

たものであったということが挙げられる。今回、形状の特徴を最も顕著に表すのは真正面の画像であり、アングルがそこから傾くと破壊のパターン、破壊レベル共に特徴が現れづらく、亀裂の部分がまったく特徴として現れない場合も多い。よって、正面からアングルがずれたテンプレートは総じて悪いマッチングスコアとなり、マッチングの候補から排除されることで、それぞれのモデルの真正面のテンプレート同士のみでの比較ができたと考えられる。その証拠に最小のマッチングスコアを示したのは、破壊なし以外はすべて真正面からのアングルのテンプレートである(図-16参照)。

アングルが形状の特徴を顕著に表す位置に常にあるわけではないので、前章の実験が示すようにこのような細かな差異までをコンスタントに見られるとは限らない。しかし、前節の実験で細かい部分でモデル同定に失敗する時は、アングルが実物とモデルとで大きく違っている場合が多く、よってこのアングルのずれをある程度絞ることができれば精度が大きく向上する、といった事も示された。今回の同定実験ではアングルの違いはほぼ排除され真正面のアングルのみで比較ができた。この時、破壊位置、破壊の程度共に今回のような高精度で同定できる事をこの実験で示すことができた。アングルがどれだけ絞られればどれだけ精度良く違いを見られるのか、それを定量的に示す事が新たな課題である。通常、画像データのみから、さらにパターンマッチングなどの画像解析手法ではこのような亀裂の詳細な差まで見る事はほとんど不可能である事を考えると、シミュレーションによる候補の絞込みと本マッチング手法の有用性がわかる。

一方で、今回の例で用いた破壊レベルは実際の構造物の破壊判別では全て「大破」に分類されるものであり、本手法を実際の構造物被害判定へ適用するためには、より詳細な違いを判別するための改良が、画像処理、判読手法両方において必要であることはいうまでもない。

表-2 モデル同定結果

試験結果	同定モデル
試験結果 1	pattern3 (破壊レベル 3)
試験結果 2	pattern2 (破壊レベル 4)
試験結果 3	pattern3 (破壊レベル 1)
試験結果 0	破壊レベル 0

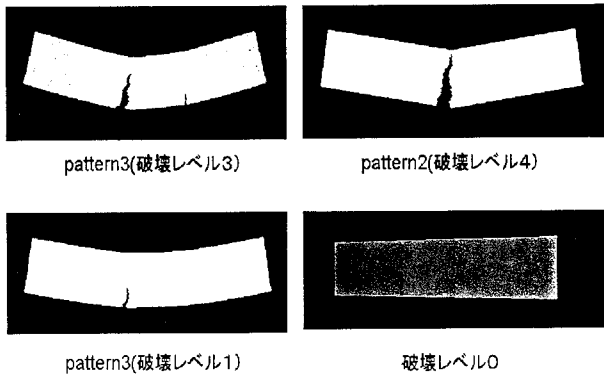


図-16 同定されたモデルのテンプレート画像

(3) まとめ

本節の最後にシミュレーションを使ったモデルの構築とそのモデルを用いた画像中物体の認識についてまとめる。

前述したように、先験情報なしに画像のみからそこに写る物体の状態を把握することは非常に困難である。この時、先験情報としてシミュレーションによって構築されたモデルが非常に有効である。今回の4点曲げ試験を例に説明する。

桁の状態を把握する方法として一つには、亀裂の位置、深さを桁の状態を表す特徴量とする事が挙げられる。しかしこれは亀裂が入ることを前提にしている、つまり先験情報として「桁の下部のどこから亀裂がある長さ入る」という情報を与えていることになる。そのため今回のような上から荷重がかかった桁の破壊には使えるが応用が利かない。よって、ある特徴量から直接状態を把握するよりも、他にモデルを構築しそれとの比較から状態を把握する事が有効になってくる。しかしこの時、桁の破壊に対するある程度の情報（知識）がないと多量の候補のモデルを構築する必要性が生じる。例えば、桁の左端から亀裂が生じるモデルも構築しなければならないようにである。この桁の破壊に対する情報を与えるのがシミュレーションである。シミュレーションにより破壊の候補を絞り込む事で、画像との比較を簡単にする。今回のFEM- β による桁破壊のモデル構築がそれを示している。さらにシミュレーションによるモデル構築は、桁の破壊に限らず、たわみやせん断などあり得る物理現象すべてにおいてすべての物体に対してモデル候補を絞る事ができるので、応用の利く先験情報であるといえる。

今回、シミュレーションからモデル同定までの一連の流れを簡単な物体に対して示したが、シミュレーションによるモデルの構築は実際の建造物の被害状況抽出に対してより威力を発揮する。なぜならば建造物の形状が複雑になればなるほど変形の候補は多くなるので、シミュレーションで候補を絞ることの意義がより増すためである。また、建造物被害抽出におけるシミュレーションの利点としては、GISデータから作られたモデルに大規模な地震シミュレーションを施すことでモデルを一気に構築できるという事も挙げられる。

5. まとめ

本論文では、災害による被害状況を個々の建造物レベルで自動的かつ客観的に抽出できる手法として、シミュレーションから構築された被害構造モデルを利用した被害抽出法を提案した。この手法は、i) シミュレーションにより被害構造モデルを構築、ii) 撮影された画像から被害構造モデルを同定、という2段階の方法を用いる。

まず、i) については既存の技術で実現可能である。具体的には、3D GISデータによる建造物3Dモデルの構築、FEM- β などの高度構造解析手法によるシミュレーションである。本論文では、その概要を記した後、FEM- β を用いたシミュレーションと考案したマッチング手法とを併用した4点曲げ破壊に対する同定実験を行うことで、シミュレーションによる被害構造モデル構築の可能性と利点を明らかにした。

本研究の核は、ii) を行う上でのマッチング手法の開発である。ここに従来の方法ではうまくいかないという技術的な課題があった。従来のマッチング手法でうまくいかない主な理由として、撮影条件が不定・不明な画像である事、画像と3Dモデルとのマッチングである事、の2点が挙げられる。この課題を解決する手法として、建造物輪郭線の角を画像特徴とするマッチング手法を考案した。

このi), ii) による被害状況抽出法、つまり、「シミュレーションによる候補の絞り込み」+「輪郭線の角を特徴量とするマッチング手法」により、不特定多数の人によって撮影されたアングルの定まらない“悪い”画像からでも、画像を何枚か集める事で正確な情報を得る事が可能である。

なお本研究で行った事は、主に新しいマッチング手法の考案とその性能検証、および提案する被害状況抽出法の大枠の提示である。今後の課題は、この大枠に基づくシステムを構築し、実際の地震被害に遭った建造物に対して本手法を適用する事で、その有効性等を明らかにする事である。

参考文献

- 1) 坂部真一、石浜佐栄子：“高分解能衛星データの災害時利用に関する調査・研究2”、国土地理院時報 2002 No.99(2002)
- 2) 高石秀樹、森谷直哉、亀山啓輔、小杉幸夫：“幾何学的特徴量に基づいた地理画像の非線形写像とそのネットワーク表現”、信学技報、NC98-94(1999)
- 3) 朱平、堀宗朗、清野純史、藤野陽三：“地震被害の共通認識形成を目的とした広域都市モデルの構築に向けて”、社会技術研究論文集、Vol.2,435-443(2004)
- 4) 小国健二、堀宗朗、阪口秀：“破壊現象の解析に適した有限要素法の提案”、土木学会論文集、766 巻 I-68 号 pp.203-217(2004)
- 5) 岡崎彰夫：“はじめての画像処理技術”、工業調査会 (2000)
- 6) 川口剛、永田亮一：“モデルと画像の線分間マッチングを用いる物体認識”、電子情報通信学会論文誌、Vol.J86-A No.8 pp.891-899(2003)
- 7) J.B.Burns, A.R.Hanson, and E.M.Riseman: “Extracting straight lines”, IEEE Trans.Pattern Anal.Mach.Intell.,vol.8,no.4,pp.425-456(1986)

(2006 年 4 月 13 日 受付)