

局所的相互作用のモデルによる現象の解明と最適設計への応用

迷惑施設の配置問題および連続体の形状最適化問題について

研究代表 三井 和男 (数理情報工学科)

1. はじめに

本研究では、複雑現象への局所的相互作用のモデルの適用について明らかにするとともに、従来の数理計画法によらず自己組織化による最適設計への応用について検討することを目標とした。このようなモデルを用いたモデリングとコンピュータシミュレーションは予測・評価・意思決定の重要なデータを提供するものと期待できる。また、アリの探索行動に見られるフェロモンの作用や、神経細胞に見られるニューロンの働きに特徴的なアキュムレーションとエヴァポレーションの効果をアルゴリズムに組み込んだ構造形態最適化の新しいヒューリスティックスは、さまざまな最適化において柔軟な適用が期待される。

2. 迷惑施設の配置問題について

建設副産物を取り扱う中間処理施設・最終処分場を対象として、建設副産物の流通に着目した立地特性について分析を行った。中間処理施設・最終処分場は、住民は施設の必要性は理解するものの近隣立地に反発する傾向にあり、NIMBYと呼ばれている。このような迷惑施設の配置モデルは、施設間の距離、住民との距離を最大化する。本研究ではこの考え方に加えて、CFDの一種である格子ボルツマン法にヒントを得て、建設副産物発生量に対する施設の処理能力の最適化、及び発生現場—中間処理施設—最終処分場間の輸送距離の最適化という側面からモデルを構築した。

2.1 研究対象領域

研究対象領域は、国土交通省発行の国土数値情報(土地利用)より兵庫県に該当する領域とした。

3次メッシュ1/10 細分区画(約100m メッシュ)の(田, 畑, 果樹園, 森林, 荒地, 建物用地, 幹線交用地, 湖沼, 河川等)の9 カテゴリーで、本領域の総メッシュ数は119万メッシュとなる。発生現場, 中間処理施設, また最終処分場が立地する郊外をカバーしており, ケーススタディーとして最適であると判断した。

2.2 計算空間の設定

上記領域にダミー81万メッシュを加えた2,000×1,100=220万メッシュからなる矩形の計算空間を設定し, 土地利用レイヤーや中間処理施設位置レイヤーなど, 逐次必要な計算空間を追加して分析を進める。計算手法の詳細については参考文献1)にゆずり省略する。

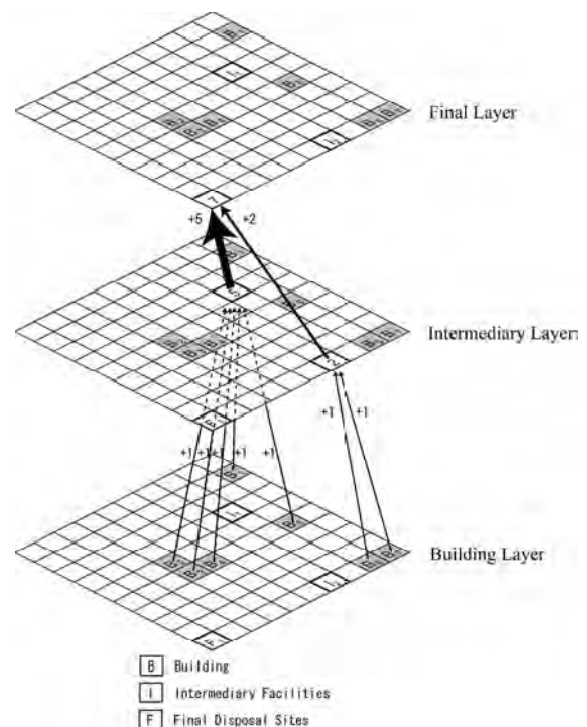


Fig. 1 建設副産物発生予想面積の計算

2.3 解析結果

兵庫県を事例に建設副産物の発生状況と総体的な物流システムを推定し、中間処理施設・最終処分場の処理能力との比較による現状評価した。中間処理施設に関しては、兵庫県を事例にした建設副産物中間処理施設は、市街地に近接したり、処理能力過大施設、能力不足施設が存在していることがわかった。最終処分場に関しては近年、中間処理施設におけるリサイクル率が大幅に向上したために、今回対象としていない大阪府をはじめとした近隣他府県からの搬入に配慮したとしても、最終処分場には余裕があることが判明した。しかし、土壌に永久に残るものであることから、今後もリサイクル率を向上し、さらに最終処分量を減らす努力が必要であろうと考えられることがわかった。

3. 連続体の形状最適化問題について

ホップフィールドネットワークは、ニューラルネットワークの一つでニューロンへの信号が双方向に伝達されるモデルである。これはネットワークのエネルギー関数が極小化する性質を利用して最適化問題の近似解を求める手法で、連想記憶、構造同定、欠陥同定などにも応用されている。このエネルギー関数は、シナプス結合荷重やしきい値を用いてニューロンの出力値の二次形式で表現しなければならない点に難点がある。本研究は、改良型ホップフィールドネットワークを形状最適化問題に応用し、いくつかの例題に適用することによってその有効性を検討した。本手法の特徴は、従来の手法のように構造物を構成する構造要素の評価を応力などの物理量で行うのではなく、構造要素をホップフィールドネットワークのニューロンとして、その出力値によって評価することにある。これによって定式化された形状最適化問題を直接解くことが可能になる。

3.1 改良型ネットワークモデル

ホップフィールドネットワークでは、ニュー

ロン i の内部状態 $u_i(t)$ が状態方程式(1)によって変化する時、式(2)で表されるネットワークのエネルギー関数が単調に減少する。

$$\frac{du_i(t)}{dt} = -\frac{1}{C}u_i(t) + \sum_{j=1}^n T_{ij}v_j(t) + I_i(t) \quad (1)$$

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij}v_i(t)v_j(t) - \sum_{i=1}^n I_i v_i(t) \quad (2)$$

ここで、 T_{ij} はニューロン j から i へのシナプス結合荷重で、 $T_{ii}=0$ 、 $T_{ij}=T_{ji}$ である。 I_i はニューロン i のしきい値で、 C ($C>0$)は入力の減衰定数である。さらに、 $v_i(t)$ はニューロン i からの出力値を表し、0から1までの連続値である。このニューロンの出力値 $v_i(t)$ は、内部状態 $u_i(t)$ の単調増加関数として次式(3)のようなシグモイド関数で表される。

$$v_i(t) = \frac{1}{1 + \exp(-2u_i(t)/\mu)} \quad (3)$$

式中の μ は、シグモイド関数の形状係数を表すパラメータである。ホップフィールドネットワークによって最適化問題を解く場合、目的関数と制約条件をネットワークのエネルギー関数で表現する必要がある。このとき、式(2)のようにニューロンの出力値の二次形式でエネルギー関数を表し、自己結合のないことや対称性を考慮してシナプス結合荷重としきい値を決定しなければならない。改良型ホップフィールドネットワークは、この点を改良したもので式(1)に示した状態方程式の代わりに次の状態方程式(4)を用いる。

$$\frac{du_i(t)}{dt} = -\frac{\partial E(t)}{\partial v_i(t)} \quad (4)$$

上式の $E(t)$ はネットワークのエネルギー関数であるが、式(1)のようにシナプス結合荷重 T_{ij} や

しきい値 I_i が式中に現れていないので、これを直接、最小化問題の目的関数で置き換えればよい。

3.2 最適化手順

改良型ホップフィールドネットワークによる形状最適化の計算手順を以下に示す。

1) 設計領域の設定

Fig. 2で示すように設計領域を小さな正方形の構造要素として区切り、これらをニューロンに対応させる。

2) 最適化問題の設定

ペナルティ係数 λ を用いて最適化問題の目的関数 f と制約条件 g を次式(5)のような修正目的関数に変換し、これをネットワークのエネルギー関数 $E(t)$ にする。

$$E(t) = f(v_i(t)) + \lambda g^2(v_i(t)) \quad (5)$$

3) 初期値, 初期形状, パラメータの設定

次に, $t=0$ におけるニューロンの出力値(本論の計算例では $v_i(0) = 0.5$ としている), 初期形状, 形状係数 μ , ペナルティ係数 λ , 削除数 R を設定する。

4) ホップフィールドネットワークの動作

構造物をFEMで解析し、構造要素の相当応力等を求めてネットワークのエネルギー関数を計算する。このエネルギー関数が最小化するまで式(4)のホップフィールドネットワークを繰り返して動作させ、ニューロンの内部状態 $u_i(t)$ を求める。なお、式(4)におけるステップ幅 Δt は計算回数を表しているので、全ての計算例において $\Delta t=1$ とした。

5) 構造要素の削除

ニューロンの出力値 $v_i(t)$ は、収束した内部状態 $u_i(t)$ を式(3)のシグモイド関数に代入することによって求められるが、図2で示すようにシグモイド関数の形状係数 μ に敏感に反応してしまう。したがって、出力値が0近傍となる構造要素だけを削除する場合、1ステップで多くの構造要素

が削られて、FEM解析を終了してしまうことがある。このため形状係数を適切に設定するためには多くの試行錯誤が必要になる。この問題点を解決するために、本研究では、出力値が0近傍となる構造要素を削除するのではなく、出力値の大小関係を比較し、小さい方から R 個ずつ構造要素を削除することにした。この削除する個数 R はパラメータとして与える。このように構造要素を削除することによって、安定して計算が実行できるようになった。

6) 以下、解が収束するまで4)と5)を繰り返す。

3.3 本手法の適用例

手法の詳細は参考文献 2)にゆずり、ここでは適用例を紹介する。Fig. 3に示すような設計領域(10m×5m)で構成される Michell タイプ構造の問題について考える。設計領域の下部中央に集中荷重 1 kN を作用させ、両端をピン支持する。板厚は 0.1m, ヤング率は 100GPa, ポアソン比は 0.3 である。構造要素のサイズは 0.2m×0.2m とし、50×25 に分割した。初期形状は設計領域の全てに構造要素が存在するものとし、ペナルティ係数, 削除数を、それぞれ $\lambda=1, R=10$ とした。最適設計の目標は重量を最小にすることで、制約条件は構造要素 i における相当応力 σ_i の平均値が、予め目標として定めた相当応力 $\sigma^F = 6 \text{ kPa}$ になることである。この問題の目的関数と制約条件は、ニューロン i の出力値 v_i を用いて式(6)及び式(7)のように表される。

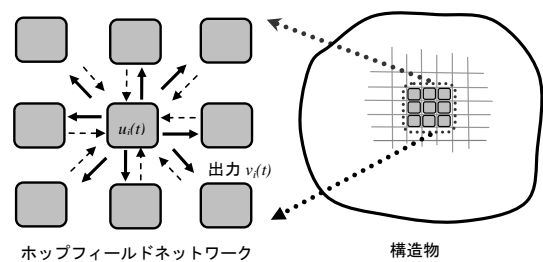


Fig. 2 ニューロンと構造要素の関連

$$\text{目的関数} : f = \frac{1}{W_0} \sum_{i=1}^n \Delta w v_i \rightarrow \min \quad (6)$$

$$\text{制約条件} : g = \frac{1}{n \sigma^E} \sum_{i=1}^n \sigma_i v_i - 1 = 0 \quad (7)$$

式中の W_0 , Δw はそれぞれ初期形状の体積, 一つ構造要素の体積を表し, n は構造要素の個数を表している。Fig. 4 に Michell タイプ構造の生成過程を示す。Fig. 5 は初期形状を全設計領域にした場合の相当応力とエネルギー関数 (修正目的関数) の推移を示したものである。

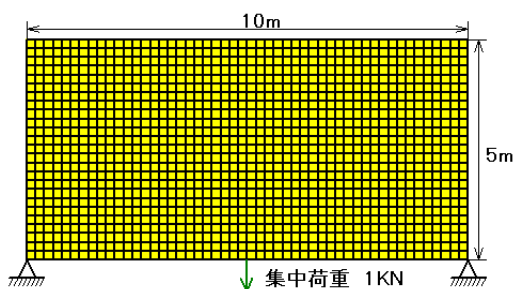


Fig. 3 設計領域

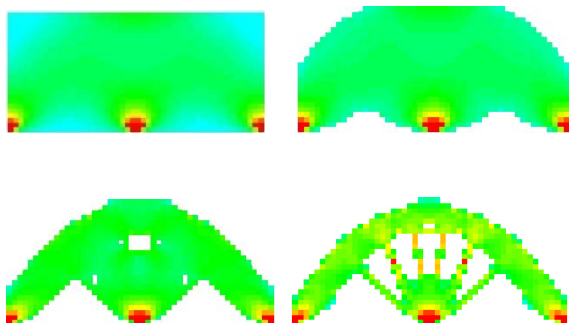


Fig. 4 形態生成の過程

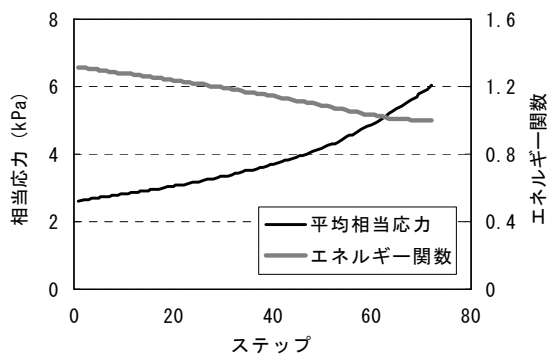


Fig. 5 相当応力とエネルギー関数値の推移

Fig. 6 は振動数制御の例題を示している。上図のように板の中央部分に穴が開き, ステップが経過するにつれてその穴が広がっていき, 27 ステップでエネルギー関数が最小になった。目的関数と制約条件を自由に簡単に設定できることは本手法の特徴である。

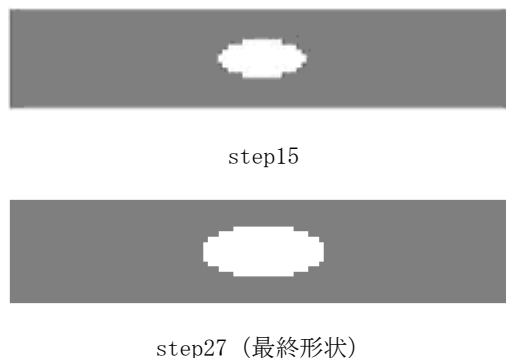


Fig. 6 振動数を制御するための孔の最適化

4. おわりに

局所的相互作用のモデルによって現象の解明と最適化問題への応用が可能であることを示した。迷惑施設の配置問題については建築副産物の問題を取り上げ, 手法の有効性を確認できた。連続体の形状最適化問題では, 改良型ホップフィールドネットワークを応用し, 最小重量問題, 固有振動数最大化問題, ロバスト最適化問題に適用して, その有効性を示すことができた。

参考文献

- 1) 中澤公伯, 三井和男: 建設副産物の流通と処理施設立地に関する数理的考察, 情報システム利用技術シンポジウム論文集, 日本建築学会, (2008), pp. 25-30
- 2) 瀧 圭佑, 曾我部博之, 三井和男: 改良型ホップフィールドネットワークを用いた連続体の形状最適化, 構造工学論文集, (2009 掲載決定)