

橋梁維持管理計画策定問題への Particle Swarm Optimization の適用

山口大学大学院 理工学研究科	学生会員	宮園昌幸
山口大学大学院 理工学研究科	正会員	○河村 圭
山口大学大学院 理工学研究科	正会員	中村秀明
山口大学大学院 理工学研究科	フェロー会員	宮本文穂

1. はじめに

日本では多くの橋梁が、1950年代後半からの高度経済成長期に建設され、既に30年以上が経過しているものが数多く存在する。そのため今後、既設橋梁に対する維持管理業務の増加が予測されており、適切な維持管理計画の決定が求められている。しかし、橋梁の維持管理計画の策定は、「何年に」、「どの橋梁に」、「どのような対策を」実施するのかという膨大な組合せの中から、最適な計画案を選択する必要がある。これまでに著者らは、この問題に対する解決方法として、遺伝的アルゴリズム(GAs)を用いた最適化¹⁾を行ってきた。

本研究では、GAsよりも高速に高い精度の近似最適解が得られると期待される Particle Swarm Optimization (PSO)を橋梁維持管理計画の策定に適用した。また、数値シミュレーションにより、GAsの1つである単純遺伝的アルゴリズム(SGA)と比較することにより、PSOの性能を検証した。

2. 橋梁維持管理計画策定問題

本研究で対象とする橋梁の維持管理計画は、上部工を対象とする。目的関数は、式(1)、式(2)のような維持管理計画の割引率を考慮した総コストの最小化である。

$$\text{minimize } f = \sum_{t=t'}^T \frac{C_t}{(1+d_t)^t} X_t \quad (1)$$

$$C_t = \begin{cases} c_1 & 0.0 \leq h(t) < 12.5 \\ c_2 & 12.5 \leq h(t) < 37.5 \\ c_3 & 37.5 \leq h(t) < 62.5 \\ c_4 & 62.5 \leq h(t) < 87.5 \\ c_5 & 87.5 \leq h(t) < 100.0 \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 t' は計画開始年、 T は供用終了年、 X_t は決定変数、 d_t は割引率をそれぞれ表す。また、 C_t は各年の対策コストであり、各年の健全度区分に従って決定される。ここで、 $c_n (n=1, \dots, 5)$ は各健全度区分における対策費用である。

また、式(2)の $h(t_n)$ は t_n 年の健全度を表す。健全度とは、部材の状態を耐久性に着目して表現した値であり $[0,100]$ の値をとる。この値が100に近いほど状態が良いことを表す。維持管理対策を実施しない場合、健全度は式(3)のように低下する。これを劣化曲線と呼ぶ。

$$h(t_n) = 100 - d(t_n - t_0)^c \quad (3)$$

ここで、 d は基本劣化係数、 t_0 は供用開始年を表す。また、 c は劣化曲線のべき乗の係数で、本研究では3次曲線と仮定した。さらに、 t_n 年に対策を実施した場合の対策後の健全度 $h^A(t_n)$ は式(4)、式(5)で表される。

$$h^A(t_n) = h^B(t_n) + R \quad (4)$$

$$R = \{h^A(t_p) - h^B(t_n)\} \cdot \rho^x \quad (5)$$

ここで、 $h^B(t_n)$ は対策前の t_n 年の健全度、 $h^A(t_p)$ は対策後の t_p 年の健全度、 ρ は回復率、 x はこれまでの対策回数を表す。これらの関係を図1に示す。

さらに、本問題の制約条件として以下の2つの項目が存在する。

- (1) 供用期間中、部材の健全度 $h(t_n)$ が管理レベル L_{Low} を下回らない。
- (2) 各健全度区分の対策上限回数を n 回とする。

3. PSOの適用方法

PSO^{2),3)}は、鳥の群れや魚の群泳など、群れをなして移動する生物の行動パターンを工学的に模した、近似最適化手法である。概念がシンプルであり、設計変数に実数値を使用できると行った特徴から、最近注目を集めている。PSOの基本概念を以下に示す。

- ・ 解空間を粒子(Particle)が群れを成して移動し、その過程で最適な位置(最適解)を発見する。
- ・ 各粒子は、自己の移動軌跡と他の粒子の移動軌跡によって、移動を行う。
- ・ 各粒子は、解空間におけるこれまでの移動軌跡の中で最良の位置(personal best)を保持する。また、群れとしての最良の位置(global best)も保持する。

キーワード 橋梁, 維持管理, 最適化, Particle Swarm Optimization, 遺伝的アルゴリズム

連絡先 〒755-8611 山口県宇部市常盤台2丁目16-1 山口大学大学院 理工学研究科 TEL: 0836-85-9531

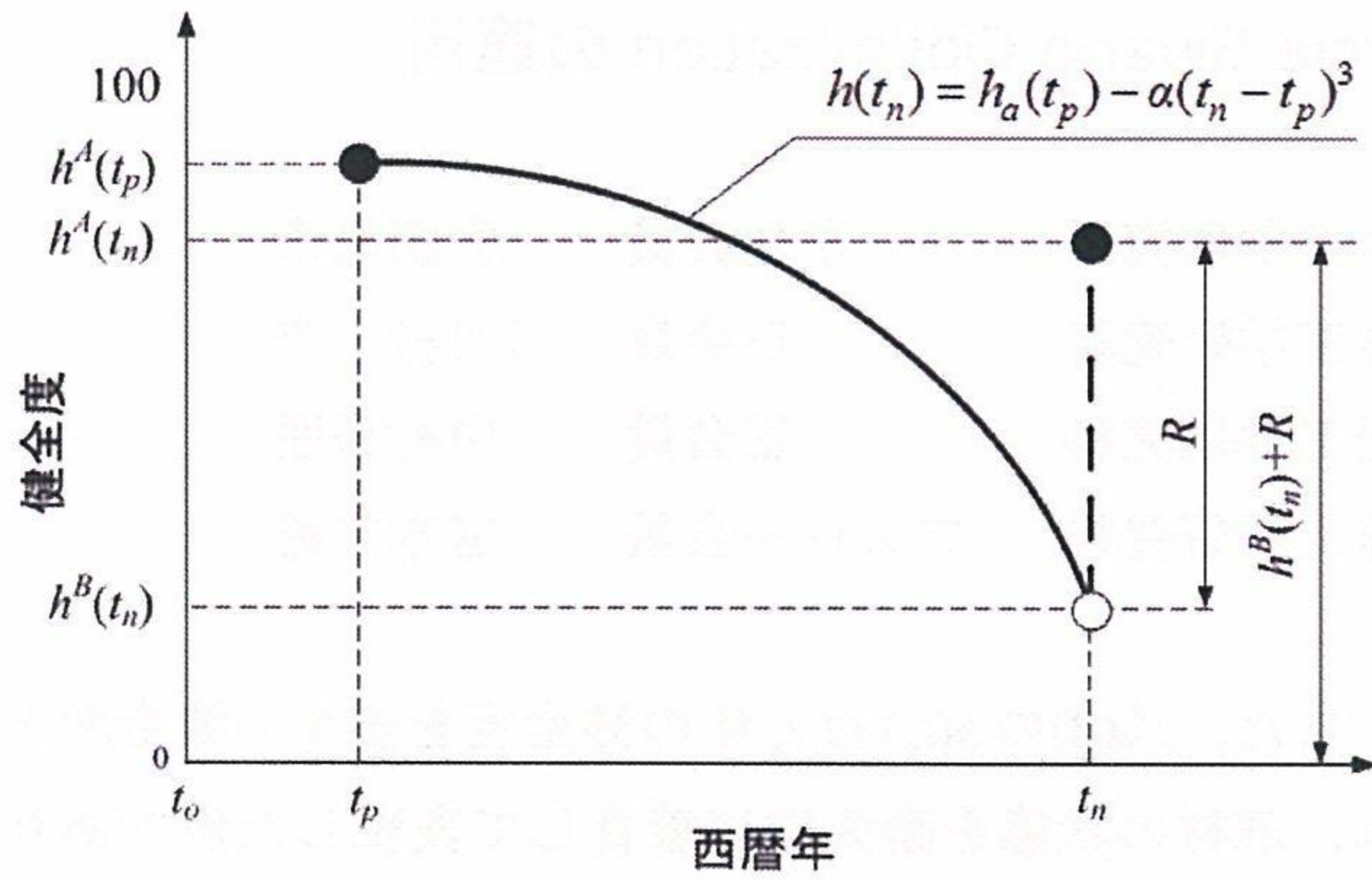


図1 劣化曲線と対策効果



図2 粒子による計画の表現

以上の基本概念を基に、PSOを対象問題に適用するにあたり、本研究では粒子の位置情報で維持管理計画を表現した。具体的には式(6)に示すように、各粒子 s_i を総対策回数 m 個の対策実施年 $x_j(j=1,2,\dots,m)$ を要素として持つベクトルとして定義した。

$$s_i = (x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (6)$$

ただし、総対策回数 m は式(7)で表される。

$$m = (N_L - L_{low}) \times n \quad (7)$$

ここで、 N_L は健全度区分の区分数を、 L_{low} は管理レベルを表す。例として $N_L=5$ 、 $L_{low}=1$ 、 $n=1$ の場合は総対策回数 $m=4$ となり、粒子の次元数は4次元となる。以上の概念を図2に示す。

4. PSOとSGAによる数値シミュレーション

対象問題におけるPSOの性能を検討するためにPSOとSGAの数値シミュレーションによる比較を行った。本シミュレーションでは、両アルゴリズムに対して100回の試行を行い、100回中の最良解、実行可能解の平均と標準偏差、計算時間を調査した。両アルゴリズムのパラメータおよびシミュレーションで用いた問題の設定を、それぞれ表1、表2に示す。さらに、シミュレーション結果をまとめたものを表3に示す。

表3の結果では、PSOはSGAよりも良い近似最適解を得ている。また、実行可能解の獲得率は、SGAが20%程度であったのに対して、PSOは100%獲得している。さらに、PSOの計算時間はSGAの500分の1以下であり、非常に高速に探索処理を行っている。

5. まとめ

本研究では、橋梁維持管理計画の策定にPSOを適用

表1 最適化アルゴリズムのパラメータ設定

PSO		SGA	
粒子数	100	個体数	100
反復回数	200	世代数	200
慣性重量	0.9	エリート数	10
学習係数	2.0	交叉率	0.1
		突然変異率	1/遺伝子長

表2 計画問題の諸設定

供用年数	100年	回復率	0.9
対策開始年	10年目	割引率	0.02
基本劣化係数	0.000463	対策上限回数	1回/区分
健全度区分1の対策コスト	438.0 [U/m ²]		
健全度区分2の対策コスト	168.0 [U/m ²]		
健全度区分3の対策コスト	100.8 [U/m ²]		
健全度区分4の対策コスト	47.6 [U/m ²]		
健全度区分5の対策コスト	23.8 [U/m ²]		
問題の最適解	36.58 [U/m ²]		

表3 PSOとSGAの適用結果

	PSO	SGA
100回試行後の最良解	36.58 [U/m ²]	39.29 [U/m ²]
実行可能解獲得率	100%	21%
実行可能解の平均	36.58 [U/m ²]	76.00 [U/m ²]
実行可能解の標準偏差	0.0 [U/m ²]	15.88 [U/m ²]
平均計算時間	531 [ms]	287,422 [ms]

し、近似最適解の精度と計算速度の観点から、その解探索能力をSGAを適用した場合と比較した。以下に本研究から得られた結果をまとめる。

- (1) PSOはSGAよりも高速に解探索を行える。
- (2) 対象の問題に対してPSOを適用した場合、SGAを適用した場合よりも高い最適解獲得率を示した。

参考文献

- 1) 今野将顕, 宮本文穂, 中村秀明, 石田純一: 多目的最適化による複数橋梁の維持管理計画策定方法の開発, 土木学会応用力学論文集, Vol.7, pp.1-8, 2004.8.
- 2) J. Kennedy, R. Eberhart: Particle Swarm Optimization, Proc IEEE int'l Conf. on Neural Networks vol. IV, pp.1942-1948, 1995.
- 3) Shi Y., Eberhart. R.: A modified particle swarm optimizer, proceeding of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation pp. 66-73, 1998.