2G-04

標本点逐次追加型性能パラメータ推定法における複数パラメータ上での探索方法

望月大義† 村田陸† 藤井昭宏† 田中輝雄†
工学院大学†

1. はじめに

ソフトウェア自動チューニングにおいて，効率よく最適な性能パラメータ推定する手法として，標本点逐次追加型性能パラメータ推定法が提案されている[1][2]．この推定法は，最低限の数の標本点から始めて，必要な標本点を自動選択・追加をして近似関数を順次更新し，最適な性能パラメータを推定する手法である．また，この手法は複数の性能パラメータからなる複数パラメータ空間を同時に推定する方法に拡張されている[3]．しかし，この方法では推定コストが増加することが課題である[4].

本研究では，複数パラメータ空間の性能パラメータを同時に推定するより推定コストを削減する．そのために，2 つの性能パラメータの同時推定を 1 つの性能パラメータを推定する方法（1 パラメータ推定法）を繰り返し用いる手法の提案を行う.

2. 標本点逐次追加型性能パラメータ推定法

近似関数$f(x)$をn個の離散点x_j上の値$f_j = f(x_j), 1 \le j \le n$で表現する．実測データの動きに柔軟に追随し，さらに，少ない標本点でも安定に解が得られ，かつ，計算量の少ない近似関数が求められている．そのため，性能パラメータの取り得るN個の値からk個の実測データ（標本点）が得られる．それを$y_i (1 \le i \le k)$とする．nをNより多く取る．fを確定するためにfの滑らかさを 2 階差分

$$|f_{j-1} - 2f_j + f_{j+1}|, 2 \le j \le n-1$$

で表す．この近似関数fを評価関数$min(\|y - Ef\|^2 + \alpha^2\|Df\|^2)$で選ぶ．$E$は実測データ$y_i$と近似関数$f_j$の距離を，$D$は近似関数の滑らかさを表す．αは滑らかさの強さを表し，小さく設定するほど実測データに追随する．この近似関数を d-Spline と呼ぶ.

A Searching Method of Multi-parameter Domain on Incremental Performance Parameter Estimation Method
Masayoshi Mochizuki†, Riku Murata†, Akihiro Fujii† and Teruo Tanaka†
† Kogakuin University

3. 複数パラメータ空間における推定手法

本研究では，複数の性能パラメータにより構成される離散点上のデータからなる複数パラメータ空間の推定を行う．従来手法では 2 つの性能パラメータの滑らかさを

$$|f_{j-1,k} + f_{j,k-1} - 4f_{j,k} + f_{j,k+1} + f_{j+1,k}|,$$
$$2 \le j \le n-1, 2 \le k \le n-1$$

で表す．この場合性能パラメータの数が増えると d-Spline の滑らかさを表す行列サイズが大きくなり，計算量が増加する．計算量は性能パラメータが 1 つの場合は$O(n)$，2 つの場合は$O(n^2 \times n^2)$となる[4]．性能パラメータの数が増えると一層この傾向が見られる．そこで，計算量の少ない 1 パラメータ推定法を複数回組み合わせて，2 つの性能パラメータ(p_1, p_2)の推定を実現する．

推定方法はp_1とp_2を線形結合した直線を 1 パラメータ推定法で推定する．探索する直線は式(1)から(4)を考える．$\alpha_i (i: 1 \sim 4)$は定数である．

$p_1 = \alpha_1$-----(1)　　$p_1 = p_2 + \alpha_3$--------(3)
$p_2 = \alpha_2$-----(2)　　$p_1 = -p_2 + \alpha_4$-----(4)

探索する直線の決定方法は推定点の周り 8 点を実測し，最小値が含まれる直線の方向に探索をする．

全体のアルゴリズムを図 1 に示す.

Step1.	初期点を設定
Step2.	探索する直線の決定
Step3.	1 パラメータ推定法で 最適なパラメータを推定
Step4.	推定点を更新
Step5.	推定点が前回の推定点と同値の場合に 最適値として推定終了 一致しない場合，Step2.にもどる

図 1　提案手法の実行手順

4. 実験

4.1 実験対象

従来手法と提案手法を比較する．実験として，2つの問題，谷が 2 つ，山が 1 つの Franke 関数[5]と AMG 前処理付き BiCGStab 法[6]の計測値を使用する．対象問題は，拡散係数が異方性となる 120×120×120 三次元 Poisson 方程式である．東京大学にある FX10 [7]を用い，192 プロセス 12 ノードに分割し計測を行った．SA-AMG 法の 2 つのパラメータ theta, theta-reduction-rate を最適化する．表 1 に問題の詳細を示す．

表 1　実験に使用した問題の詳細

	(1)Franke 関数	(2)AMG 前処理付き BiCGStab 法
p_1, p_2の値の範囲	$0.0 \le p_1 \le 1.0$ $0.0 \le p_2 \le 1.0$	$0.0 \le p_1 \le 0.15$ $0.1 \le p_2 \le 1.0$
データの間隔	0.033	p_1: 0.01, p_2: 0.1
データ数	961 個（31×31）	160 個（16×10）

実験環境は CPU Intel Xeon-X5570，メモリ 12GB，コンパイラ gcc4.1.2 を用いた．

4.2 実験結果

1 パラメータ推定法の探索パスを図 2 と図 3 に示す．左右の図は初期点を変えて推定した場合の結果である．白い線が d-Spline を用いて探索を行った直線，白い点が d-Spline 作成時に追加した標本点を示す．緑の点が推定した最適なパラメータの推移を示す．最終推定点は最適値を推定した．

表 2 に従来手法と提案手法で推定した結果を示す．提案手法と従来手法の d-Spline の生成時間を比較して Franke 関数は 99.8%，AMG 前処理付き BiCGStab 法は 99%削減できた．1パラメータ推定法を複数回呼び出したとしても少ない計算量という利点を活かしたまま推定できた．また、AMG 前処理付き BiCGStab 法の提案手法での推定点は最適値を推定することができた．

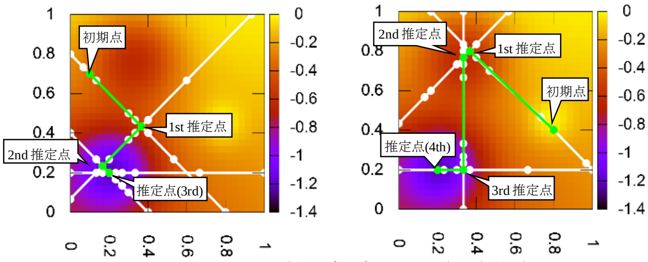

図 2　Franke 関数の探索パス（関数値）

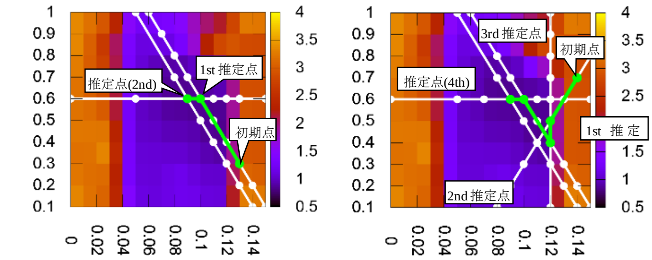

図 3　AMG 前処理付き BiCGStab の探索パス（実行時間）

表 2　提案手法の実験結果

(1)Franke 関数			
	従来手法	提案手法	
初期点		(0.1,0.7)	(0.8,0.4)
追加点数	23	59	70
推定点	(0.2,0.2)	(0.2,0.2)	(0.2,0.2)
推定値	-1.21	-1.21	-1.21
実行時間[s]	6.07×10^{-1}	1.10×10^{-3}	1.73×10^{-3}
(2)AMG 前処理付き BiCGStab 法			
	従来手法	提案手法	
初期点		(0.13,0.3)	(0.14,0.7)
追加点数	21	57	84
推定点	(0.09,0.7)	(0.09,0.6)	(0.09,0.6)
推定値	0.85	0.80	0.80
実行時間[s]	4.16×10^{-2}	5.20×10^{-4}	7.13×10^{-4}

5. おわりに

本研究では，2 つの性能パラメータの同時推定を 1 パラメータ推定法で行う手法を提案し推定コストを削減した．実験の結果，提案手法により d-Spline の生成時間は従来手法と比べて 99%削減した．

今後は初期点の選択方法やさらに多変数の性能パラメータ同時推定に対しても 1 次元や 2 次元の d-Spline を組み合わせて推定する方法を進めていきたい．

謝辞　本研究の一部は JSPS 科学研究費 25330144 の助成を受けて行われた．

参考文献

[1] T. Tanaka, et al., d-Spline Based Incremental Parameter Estimation in Automatic Performance Tuning, in: procs. of the 8th International Conference on Applied Parallel Computing: State of the Art in Scientific Computing, LNCS, Vol. 4699, Springer, 2007, pp. 986-995.

[2] T. Tanaka, et al., Implementation of d-Spline-based Incremental Performance Parameter Estimation Method with ppOpen-AT, Scientific Programming 22, 2014, pp. pp299-307.

[3] 入江純，村田陸，藤井昭宏，田中輝雄，片桐孝洋，自動チューニング基盤 ppOpen-AT 上での標本点逐次追加型複数パラメータ推定機能の実現，HPC 研究発表会，Vol.148-27(2015), pp. 1-8.

[4] R. Murata, et al., Enhancement of Incremental Performance Parameter Estimation on ppOpen-AT, in: proc. of MCSoC2015, pp. 203-210.

[5] R. Franke, A critical comparison of some methods for interpolation of scattered data, Naval Postgraduate School Tech. Rep, NPS-53-79-003, 1979

[6] P. Vanek, et al., Algebraic Multigrid by Smoothed Aggregation for Second and Fourth Order Elliptic Problems, Technical Report UCD-CCM-036, 1995.

[7] FX10 Supercomputer System, http://www.cc.u-tokyo.ac.jp/system/fx10/fx10 intro-e.html