

# 状態遷移モデルに基づく計算機負荷予測の一手法

5D-5

森口秀一

棟朝雅晴

佐藤義治

北海道大学大学院工学研究科

## 1 はじめに

近年、情報処理の形態は1台の大型計算機を用いる集中型の処理から、ワークステーションなどをネットワークにより相互接続する分散処理の形態へと移行している。分散システムにおいて、各計算機の負荷は動的に変化している。負荷状態の予測ができれば、負荷情報の交換とプロセスの移送に関するコストが軽減され効率的な分散処理が行なえるが、実際には負荷状態は様々な要因により変化しているため正確に予測するのは困難である。

本研究では、さまざまな要因の中から、特に過去における負荷状態などのデータを用い、負荷予測に対する統計的なアプローチを試みる。過去に行なわれた研究としては、Devarakonda らによる方法 [1] があり、この研究では CPU time、Memory usage、File I/O の3つのパラメータを観測しクラスタに分類、そして状態遷移モデルを構築、負荷状態を予測し統計的に分析している。本研究ではカーネルメモリから Load Average、Free Memory の2つのパラメータを読み出しクラスタリングにより分類、状態遷移モデルを構築し将来の負荷状態の予測を試みた。さらに予測の精度を向上させるため、過去の移動平均を用いた予測アルゴリズムの改良を行なった。

## 2 負荷状態の観測と分類

UNIX ワークステーション (Sparc Station10) において、UNIX のカーネルメモリ (*/dev/kmem*) にアクセスするプログラムを作成し、それを用いて、2日間にわたって 20 分おきに Load Average (システム中に存在している稼働可能プロセス数の時間平均)、Free Memory を観測した。観測された Load Average は 0 から 2.0 の範囲 (平均: 0.2071 標準偏差: 0.4331) であり、Free Memory は 2.1 から 42.3(MB) の範囲 (平均: 19.002 標準偏差: 9.5854) であった。これらにつ

A prediction algorithm for process resource usage based on a state transition model  
Shuichi Moriguchi, Masaharu Munetomo, and Yoshiharu Sato  
Graduate School of Engineering, Hokkaido University, Sapporo 060 JAPAN.

いてそれぞれの最大値と最小値の差で割ることで正規化した。そして k-means クラスタリング法によって、クラスタに分割した。今回の実験ではクラスタ数を 3 ~ 8 に変化させた。クラスタリングした結果に基づき、20 分後にどのクラスタに遷移するか、ということを調べた。表1にクラスタ数3の場合の状態遷移確率を示す。これより例えばクラスタ1から1に遷移する確率が 0.817 と示されている、これは、クラスタ1から1に遷移する回数をクラスタ1から全クラスタに遷移する回数で割ったものである。

表 1: 状態遷移確率 (クラスタ数 3)

	1	2	3
1	0.817	0.085	0.098
2	0.429	0.357	0.214
3	0.106	0.107	0.787

## 3 負荷状態の予測

### 3.1 予測アルゴリズム

上で求めた状態遷移モデルを用いることで、次にどのクラスタに遷移するかの確率が分かり、これにより次の Load Average、Free Memory の値を予測することができる。ここでは、次の Load Average、Free Memory の予測値  $r_k(t+1)$  を以下の式に基づいて計算する。

$$r_k(t+1) = \sum_{j=1}^N p_{l(t)j} \times d_{jk}$$

$k = \text{cpu, mem}$   $d_{jk}$ : 中央値  $N$ : クラスタ数  
 $l(t)$ :  $t$  回目の観測における所属クラスタ

現在の状態が所属しているクラスタは  $l(t)$  であり、次 (20 分後) の Load Average、Free Memory の予測値は、そのクラスタからすべて各々のクラスタに対する遷移確率とそれらのクラスタの中央値を乗じ、その和として求められる。

計算された値（予測値）と実測値の差の絶対値を実測値の標準偏差で割った値（誤差の変動係数）を計算した。クラスタ数を3～8に変化させた場合の結果を、表2に示す。これより、クラスタ数7と4の場合にはLoad AverageとFree Memoryのどちらについても比較的変動係数が小さいことがわかる。また、クラスタ数が3と8の場合には変動係数は大きくなる。これらのことから、一概には言えないが、クラスタ数が多くても少な過ぎても、予測の精度は悪くなると考えられる。また、この実験からはクラスタ数は4、7が適切であると思われる。クラスタ数が4、7の場合がクラスタの特徴をよく表すと考えられる。

表2: 変動係数（クラスタ数3～8）

クラスタ数	Load Average	Free Memory
3	1.8663	1.5742
4	1.4260	1.3423
5	2.0729	1.1069
6	1.5855	1.6450
7	1.2677	1.1228
8	2.0723	1.2957

### 3.2 予測精度の改善

前述のような方法で予測した場合に大きな問題になるのは、予測値は現在所属するクラスタに完全に依存、つまりある1つのクラスタに対する予測値は1つの値になるということである。そうすると、クラスタが変わることによって予測値は突然大きく変わることになってしまふ。そこで予測値 $r_k^{(n)}$ をそのまま使うのではなく、以下の式に従って $n$ 回の移動平均をとり $\bar{r}_k^{(n)}(t)$ を導出し、変動係数に改善が見られるか調べた。

$$\bar{r}_k^{(n)}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t r_k(i)$$

ここでは、表2からLoad Average、Free Memoryどちらの変動係数も大きいクラスタ3の場合について変動係数がどのくらい改善されるか調べた。その結果を図1に示す。ここでクラスタ数3を選んだのは、クラスタ数が少ないと予測されている値の個数も少なく、変動係数が大きく改善されると考えたからである。この図で、横軸に平行な点線は従来の手法による結果を示す。

この図より、平均をとる回数が多くなると変動係数が小さくなることがわかる。また、Load AverageについてよりもFree Memoryの方が大きく改善される。

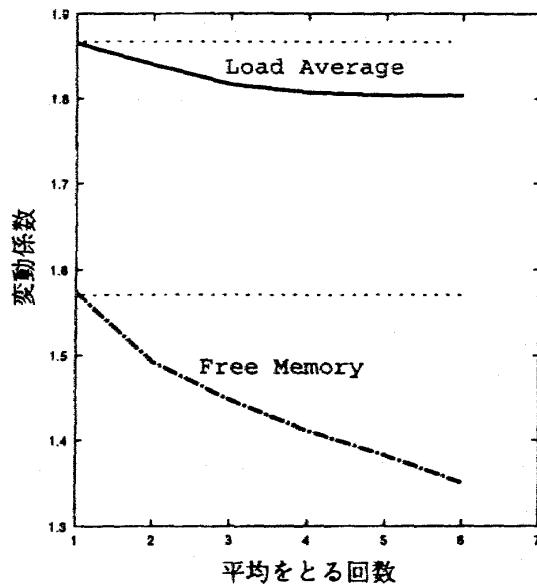


図1: 変動係数の改善（クラスタ数3）

それは、平均をとらないときには予測値がクラスタに完全に依存して、なだらかな変化をしないからである。また表3に、過去6回の平均をとるように変えた場合、従来手法と比較した変動係数、誤差の改善の結果を示す。

表3: 変動係数、誤差の改善

	Load Average	Free Memory
変動係数	2.813 %	14.198 %
誤差	0.0227	2.142(MB)

### 4まとめと今後の課題

過去における負荷状態を表すデータを分類して状態遷移モデルを構築し負荷状態を予測、実際値と比較検討した。さらに移動平均をとることにより、予測の精度が向上することが確かめられた。今後の課題としては、File I/O の観測や、予測値の計算式を改良することなどがあげられる。

### 参考文献

- [1] Murthy V. Devarakonda and Ravishankar K. Iyer : Predictability of Process Resource Usage IEEE Transactions on Software Engineering, Vol.15, No.12, pp.1579-1592 (1989)