資源情報サーバの新しい予測手法と性能評価

平 孝 則[†] 小 出 洋[†]

分散コンピューティング環境における最適な資源割り当てに関する研究の一環として，分散コンピューティング環境上のプロセッサ負荷やネットワーク性能等の計算資源に関する情報（資源情報）を収集し，将来の値を予測する資源情報サーバ（Resource Information Server :RIS）の開発をおこなっている．旧 RIS システムは C 言語及び STAMPI を用いて実装されていたが，今回の実装では，プラットホームを選ばない JAVA 及び JAVA RMI で実装されている．実装の変更に伴い予測手法にも変更が加わり，現在，高精度予測モジュールは類似法として，高速度予測モジュールは平均法として実装されている．本論文では，JAVA を用いた RIS のシステム構成，資源情報の計測方法について述べ，新しい予測手法及びその予測精度について述べる．

Evalution of new procedure of prediction in the Resource Information Server

TAKANORI HIRA[†] and HIROSHI KOIDE[†]

For the purpose optimum resource assignment in the distributed computing enviornment, we have depeloped the Resource Infomation Server(RIS). RIS gathers resource infomation, CPU and network loads, on a computer on distributed computing, and predicts the future resource. Old RIS system was implemented C language and STAMPI library. Now RIS system is implemented JAVA and JAVA RMI. Because it isn't depend the platforms. Procedures to predict future resource information were changed. The similary procedure is based that module predicts it with much smaller error. The average procedure is based that module predicts it with recent trend. In this paper, the implementation of new RIS system, measuring and procedure to predict future the resource infomation, and evalutions of accuracy of prediction of future resource infomation are described.

1. はじめに

総務省では,「どこでも何ら制約を受けず，ネットワーク，端末，コンテンツを自由に，ストレス無く，安心して利用できる通信環境」の実現を目指し,「ユビキタスネットワークの研究開発」プロジェクトを推進している．このプロジェクトの研究課題である「新たな経路制御に関する応用技術の研究開発」における「最適な資源割り当てに関する研究開発」を遂行する為，我々は基盤ソフトウェアの開発を行っている．

ユビキタスネットワーク上で稼働するソフトウェアの実装は，従来の通信技術では不可能であり，ネットワーク上に分散している資源割り当て，スケジューリングを効率良く最適化できる基盤ソフトウェアが必須となる．

我々は基盤ソフトウェアである資源情報サーバ (Resource Information Server:RIS)[1)]とタスクスケジューリングシステムを開発している．RIS は，分散コンピューティング環境上のプロセッサ負荷やサーバ間のネットワーク性能等，計算資源に関する情報を収集し，それらをもとに任意の予測手法で将来の資源情報の値を予測する事が出来る．また，タスクスケジューリングシステムは，タスクの集まりをジョブと定義し，ジョブの実行時間がなるべく短くなるように任意のスケジューリング手法で各タスクを計算機に割り当てる事が可能である．

旧 RIS システム[1)] は C 言語及び STAMPI を用いて実装されており，並列計算機クラスタ COMPACS を構成する 1 台である日立 SR2201 における 64 プロセッサ内の 16 プロセッサを対象に，小出洋らによって予測に関する評価がおこなわれた．それに対し，今回の RIS システムは，プラットホームに依存しない JAVA 及び JAVA RMI を用いて実装されており，我々の研究室で用いている実験用 PC クラスタを対象に資源情報を収集し，予測手法の評価をおこなった．

† 九州工業大学 情報工学部
Department of Artificial Intelligence, Kyushu Institute of Technology

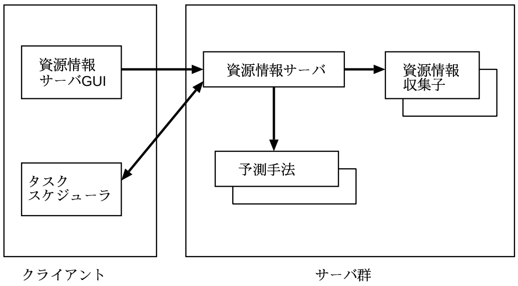

図 1　RIS のシステム及びクライアントの構成

現在 RIS の予測手法として，類似法と平均法の 2 種類の資源情報の予測を行うクラスを実装している．これらは旧 RIS システムに実装されていた予測モジュールである高精度予測モジュール及び高速予測モジュールをベースに，現在の RIS システムに合わせて手を加えた予測手法である．類似法では最近の資源情報の変動パターンと類似した変動パターンを過去の資源情報を記録しているデータベースから検索し，その情報をもとに予測をおこなう．平均法では，最近の資源情報の変化からの平均値を算出し，その値をもとに予測をおこなう為，類似法に比べ非常に高速に予測結果を出力する事が出来る．今回の実験では，類似法に比べて，平均法の方が予測精度，計算時間共に優れているという結果にいたった．

本論文では，RIS のシステム構成，RIS における資源情報の計測方法について述べ，予測手法，予測時間及び予測精度に関する評価について述べる．

2. 資源情報サーバ:RIS

2.1 RIS のシステム構成

RIS のシステムは RIS 本体，資源情報収集子，資源情報サーバ GUI，及び予測クラスから構成（図 1）されている．また，RIS を利用するクライアントにはタスクスケジューラ等があげられる．予測クラスには，任意の予測手法を実装する事が出来，利用者が適時追加する事が可能である．

資源情報サーバ，つまり RIS 本体はあらかじめ用意された定義ファイルに従い，測定対象となる各計算機に資源情報収集子を生成する．定義できる情報には，資源情報を収集する測定対象の計算機の IP アドレス，資源情報を収集する間隔（msec），計算機間のネットワーク性能を測定する場合には，測定対象となる二つの計算機の IP アドレス等の情報を定義する事が出来る．また，資源情報収集子が集めた負荷情報やネットワークの負荷情報をデータベースに蓄積すると共に，タスクスケジューラや資源情報サーバ GUI 等，クライアントの要求に従ってデータベースから指定された計算機の負荷情報等を応答する他，選択された予測手法における負荷情報の予測を予測クラスに対して指示し，予測結果を応答する．

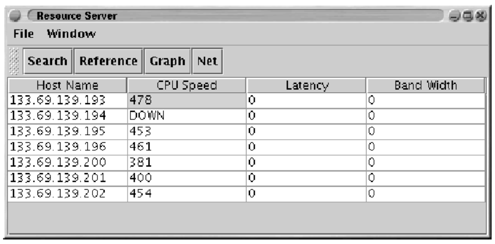

図 2　資源情報サーバ GUI 1

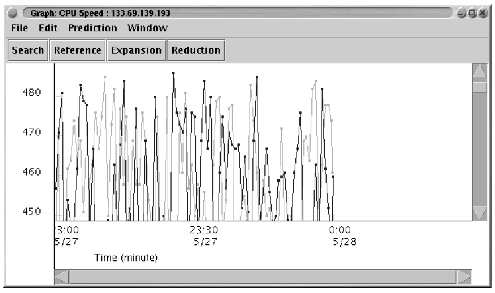

図 3　資源情報サーバ GUI 2
（ある計算機の 5 月 27 日 23 時頃の資源情報及び予測結果）

各計算機で起動される資源情報収集子は，各サーバのプロセッサ負荷情報やサーバ間のネットワーク負荷情報を測定し，RIS に通知する役割を持っている．先述した通り，定義ファイルの情報に従い一定の間隔で負荷の測定やネットワーク性能の測定をおこない，その結果を RIS に通知する．

資源情報サーバ GUI は現在の RIS システムの設定，各計算機の状態等を利用者に提示するグラフィカルユーザインターフェース（図 2）である．利用者の要求に従い，その要求に従ったリクエストを RIS に通知し，その結果を表示する．表示出来る情報には，各計算機の負荷情報，計算機間のネットワーク性能，利用者が指定した時間の資源情報，選択された予測手法に従った資源情報の予測結果があり，これらの情報をグラフ化（図 3）して利用者へ提示する事も可能である．

予測クラスは，指定された予測手法に従って過去の負荷情報等から将来の負荷の値を予測し，RIS 本体へ結果を通知する．予測手法は利用者が自由に作成し，システムに組み込んで実装する事が可能である．

2.2 予 測 手 法

現在，類似法と平均法の二つの予測手法を実装しており，どちらの手法も過去の資源情報をもとに将来の負荷情報の値を予測する．

類似法では，予測をおこなう時点での資源情報の変動パターンと類似した過去の資源情報の変動パターンをデータベースから検索し，これをもとに資源情報の予測をおこなう．

(1) 予測対象時刻の過去 p 秒における資源情報の変動パターンを q 秒毎に正規化をおこない，時間毎に $u_1, u_2, \cdots, u_m$ とする．
(2) 検索対象となる過去の資源情報の l 秒間のデータを q 秒毎に正規化し，時間毎に $v_1, v_2, \cdots, v_n$ とする．
(3) 以下の式で定義する類似度 $R(x)$ が最小になるようなインデックス x を求める．

$$R(x) = \sum_{i=1}^{m} (v_{x+i} - u_m)^2$$

(4) 今後の資源情報の変化は，過去 p 秒の資源情報の変動パターンと最も類似している過去の変動パターンのその後と同様の変化になると仮定する．つまり，今後の資源情報の変動は $v_{x+m+1}, v_{x+m+2}, \cdots$ となる．

平均法では，迅速に予測をおこなう事を目的としている為，最近の資源情報の変動パターンを用いて予測をおこなう．予測対象時刻の r 秒における資源情報の平均値を予測結果として出力する．

3. RIS の実装

現在，RIS のシステムで取り扱える情報は表 1 のようになっている．

表 1 現在の RIS で取り扱える情報

プロセッサ負荷	その時点での単位時間における単位プログラムの処理量
メモリ容量	計算機が持つメモリ領域
メモリ空き領域	その時点でプログラムが使用可能な空きメモリ領域
ネットワークレイテンシ	その時点でのパケットの先頭データが相手に届くまでの時間
ネットワークバンド幅	その時点での単位時間におけるデータの送信量

資源情報を収集する資源情報収集子は，タスクスケジューリングシステムのタスクとして実装されており，各計算機にタスクとして割り当てられ，起動する．定義ファイルに従い，一定間隔でタスクを実行して資源情報を収集し，その後 RMI を用いて RIS にタスクの実行結果である資源情報の登録をおこなう．プロセッサ負荷の測定時，単位時間において単位プログラムがどの程度処理できるのかを測定して負荷情報を計測する．現在の実装では，小さな for ループが 10^{-3} 秒にどの程度処理できるかを計測している．計算機間のネットワーク性能の測定時には，対象となる計算機 A から計算機 B へリクエストを発行し，応答までにかかる時間を測定しネットワークレイテンシを計測する．また，単位データの転送にかかる実時間（転送処理時間 – ネットワークレイテンシ）から，bps（bits per second）を測定する．

4. 予測手法の性能評価実験

4.1 実験概要

今回実装した予測手法の予測にかかる計算時間，及び予測精度の評価をおこなう為，実際に RIS が収集した資源情報をもとに予測をおこなう．実験に用いる計算機は，我々の研究室で用いている実験用クラスタを構成する計算機 4 台を対象にした．これらはグローバル IP を持ち，不特定多数のユーザがいる為，十分な外乱が予想される．このような環境下で以下のような手順で予測手法の性能評価実験をおこなった．

あらかじめ，各計算機で x 秒毎（今回の実験では $x = 10$ と定めた）に資源情報の収集を長期間にわたっておこなう．以後，この期間を資源情報収集期間と呼ぶ．

RIS の各予測手法における資源情報の予測をおこなう．予測時刻を資源情報収集期間内のある特定の期間から選択し，その期間中の p 秒毎（今回の実験では $p = 3600, 5400, 7200$ を用いた）の時点までの資源情報を利用して p 秒間の予測をおこなう．また，予測結果と実際の資源情報の値を比較し予測精度を計算する．

プロセッサ性能は単位時間におけるプログラム処理量から算出しており，この値が高い方がプロセッサの性能をより高く引き出せていて負荷がかかっていない状態を示している．予測値を $v_1, v_2, \cdots, v_m$，実測値を $u_{x+1}, u_{x+2}, \cdots, u_{x+l}$ とし，また，v_i に対応する時刻を tv_i，u_{x+i} に対応する時刻 tu_{x+i} と定義する．この時，予測誤差は以下の式から与えられる 1 秒あたりにおけるプロセッサ性能の比として求められる．

予測誤差（%）

$$= \left| 1 - \frac{\sum_{i=1}^{m} v_i \times (tv_{i+1} - tv_i)}{\sum_{i=1}^{l} u_{x+i} \times (tu_{i+1} - tu_i)} \right| * 100$$

あらかじめ，5 月 13 日から 5 月 30 日までの資源情報を収集しており，その期間におけるプロセッサ負荷の変動パターンを図 4 に示す．グラフの数値が低いほどその計算機への負荷がかかっている状態であり，特に 5 月 26 日 13 時〜27 日 5 時の期間においては巨大なプログラムを処理している状態であり，断続的に負荷がかかっている事がわかる．

類似法では，予測対象時刻の過去 1 時間（3600 秒）における資源情報の変動パターンを利用して予測をお

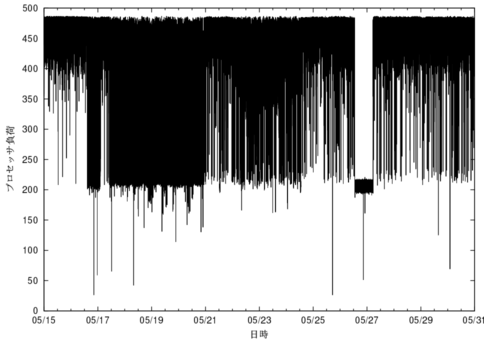

図 4 性能評価実験に使用した期間の資源情報

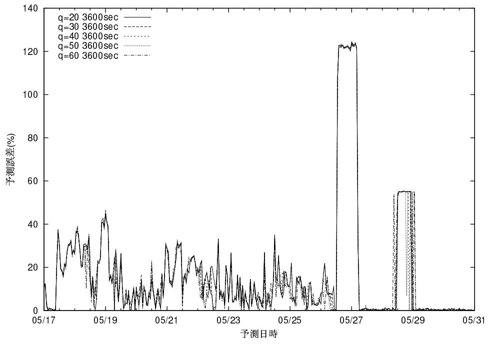

図 5 類似法における正規化の為の係数 q の値を変化させた際の予測誤差

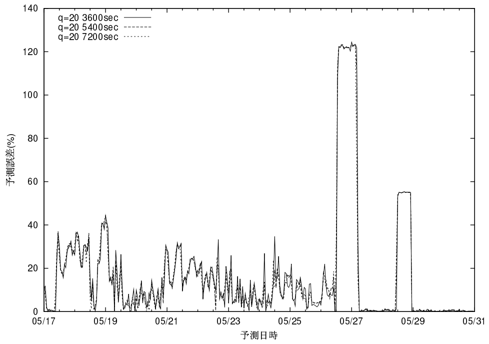

図 6 類似法における予測時間 p を変化させた際の予測誤差

こなう．その際，検索対象となる過去の資源情報の期間を長くとってしまうと予測そのものに時間がかかってしまう為，今回は期間を 2 日間（172800 秒）とした．また，正規化する際の適切な値を探す為に，係数 q を $20, 30, 40, 50, 60$ と変化させて測定をおこなう．

これらの条件を踏まえて，予測手法における予測精度や計算時間を測定する為，5 月 17 日 0 時から 5 月 31 日 0 時までを予測期間とし，予測時間 p の値を $3600, 5400, 7200$ と変化させて測定をおこなった．

4.2 実験結果

予測時間 p を 3600 秒（1 時間）に固定し，q を変化させた際の予測誤差の結果を図 5 に示す．5 月 15 日〜24 日まででは，多少ばらつきはあるものの予測誤差が 40%以内に収まっているが，5 月 26 日 13 時〜27 日 4 時，28 日 12 時〜同日 22 時の期間において著しい誤差が断続的に生じている．また，5 月 25 日〜26 日 12 時，5 月 27 日 5 時〜28 日 11 時までにおいては予測誤差がほとんど生じていない．26 日 13 時〜27 日 4 時までの誤差については，図 4 から，5 月 26 日 13 時〜27 日 5 時の期間において断続的な負荷がかかっているが，類似法で検索する資源情報期間において負荷がかかり続けているような変動パターンは存在しない為，予測結果も期待できるような精度は出せず，非常に大きな誤差が発生したと推測できる．また，28 日 12 時〜同日 22 時における誤差については，類似法の予測結果として，26 日 13 時〜27 日 5 時にあたる部分を出力した為，誤差が発生したものと推測できる．

以上の事より，予測対象時刻によって非常に大きな予測誤差が発生している事がわかる他，q の値を変化させても予測誤差には大きな影響は予測結果に大きな差異はみられない事がわかる．

次に q を 20 に固定し，予測時間 p を変化させた際の予測誤差の結果を図 6 に示す．また，予測誤差の平均誤差は表 2 のようになった．予測時間を変化させても大きくは変わらなかったが，予測時間が大きくなると 0.5%ほどの予測精度の向上が見られた．

表 2 類似法における予測誤差の平均値

	予測時間		
	$3600sec$	$5400sec4$	$7200sec$
$q = 20$	17.00%	16.74%	16.64%
$q = 30$	17.02%	16.77%	16.71%
$q = 40$	16.96%	16.57%	16.43%
$q = 50$	16.83%	16.52%	16.36%
$q = 60$	17.03%	16.64%	16.46%

1 度の予測にかかる時間を表 3 に示す．表からもわかる通り，q の値を大きくするほど予測にかかる時間が少なくなり，より実用性の高いものとなっていった．また，予測時間 p を 7200 秒とした場合，3600 秒の時と比べて約 10%程度，計算時間が増加した．

表 3 類似法における計算時間の平均値

	予測時間		
	$3600sec$	$5400sec$	$7200sec$
$q = 20$	$64.06sec$	$65.86sec$	$70.75sec$
$q = 30$	$17.82sec$	$17.23sec$	$17.17sec$
$q = 40$	$6.186sec$	$6.340sec$	$6.540sec$
$q = 50$	$3.130sec$	$3.111sec$	$3.313sec$
$q = 60$	$2.128sec$	$2.253sec$	$2.309sec$

次に平均法での実験結果について述べる．予測時間

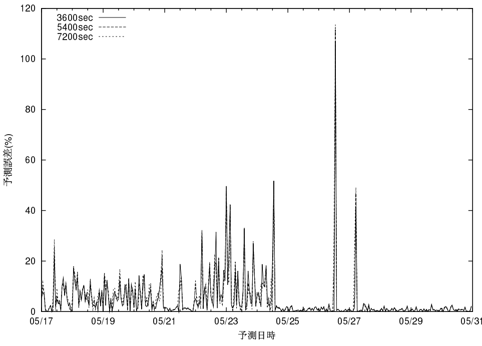

図 7 平均法における予測時間 p を変化させた際の予測誤差

p を変化させた際の予測誤差の結果を図 7 に示す．急激な負荷がかかっている 5 月 26 日 13 時にはやはり大きな誤差が生じているが，その後も負荷がかかり続けている為，プロセッサ性能が大きく変動する事なく予測精度が非常に高い．そして，その負荷がかからなくなった 5 月 27 日 5 時には比較的大きな予測誤差が生じている．これらから，急激に負荷がかかり値が大きく変動したような場合には，非常に大きな予測誤差を生じているが，負荷があまりかかっておらず，値が変動しない場合には少ない予測誤差で予測をおこなう事が出来ている．

予測誤差の平均と計算時間の平均を表 4 にまとめる．この表から，予測時間が長くなるほど 0.5%ほど予測誤差が大きくなっている事がわかるほか，計算時間は約 0.15 秒と，迅速に予測をおこなう事が出来ている．

表 4 平均法における予測誤差及び計算時間の平均値

	予測時間		
	$3600sec$	$5400sec$	$7200sec$
予測誤差平均	4.607%	4.762%	5.047%
計算時間平均	$0.115sec$	$0.162sec$	$0.188sec$

5. 旧 RIS[1)] の実験結果との比較

C 言語及び STAMPI を用いて実装された旧 RIS では，資源情報の予測モジュールとして高速予測モジュールと高精度予測モジュールが実装されていた．

高速予測モジュールは予測をおこなう時点での最近接過去に記録された資源情報のみをもとに，近い将来の資源情報を迅速に予測する．高精度予測モジュールは，予測をおこなう時点での資源情報の変動パターンと類似したパターンを過去の資源情報データベースから検索し，これをもとに予測をおこなう．高速予測モジュールは約 21% の予測誤差で予測をおこなう事が可能であり，また高精度予測モジュール約 12% の予測誤差で予測をおこなう事が可能であった．

この結果に対し，現在の RIS システムでは高速予測モジュールをベースに手を加えた平均法では予測誤差の平均値が 4.8% となっており，約 16.2% の性能向上が見られた．また，高精度予測モジュールに手を加えた類似法では予測誤差の平均値が約 16.7% となっており，約 4.7% の性能劣化が生じている．この性能劣化の原因には，急激な負荷が生じ続けた際における類似法の予測誤差が，全体の予測誤差平均値を引き上げてしまっている事が考えられる．

6. まとめと今後の課題

我々は「最適な資源割り当てに関する研究開発」を遂行する為に基盤ソフトウェアである RIS 及びタスクスケジューリングシステムを開発した．本論文では，分散コンピューティング環境上の資源情報を収集し，将来の資源情報の値を予測する RIS における，システム構成や資源情報の計測，及び予測方法について述べた．また，資源情報を予測する予測手法について，類似法と平均法の 2 種類を実装し，評価をおこなった．

実験の結果では，類似法における $q = 50$，予測時間 $p = 7200$ 秒の時に予測誤差が 16.36% と最小となり．その際の計算時間は 3.313 秒であった．それに対し，平均法では，予測時間 $p = 3600$ 秒とした際の予測誤差が 4.607% と最小となり，その際の計算時間が 0.115 秒であった．これらのことから，類似法よりも平均法の予測精度，計算時間が優秀であるとの結果が出た．だが，急激に負荷がかかった時などにはどちらの予測手法においても大きな誤差が発生している事から，安定した予測精度を保っているわけではない．

RIS の資源情報予測結果を利用するスケジューラには，急激に負荷がかかった状態でも予測精度が高くなるような，常に安定した予測精度が保てる予測手法が必要であるが，今回実装した類似法と平均法では安定した予測精度を保っているとは言い難い．また，特に類似法では予測をおこなう計算時間が長く，スケジューリングそのものに遅延が生じてしまい，その結果として，ジョブ全体の実行時間が増えてしまう可能性がある．今後は，安定した予測精度を保ち，予測にかかる計算時間が非常に短いような新しい予測手法を考えて評価していく予定である．

謝辞 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金（課題番号 16016271，15700063），及び総務省の援助により行なわれた．

参 考 文 献

1) 小出 洋，山岸 信寛，武宮 博，笠原 博徳，資源情報サーバにおける資源情報予測の評価，情報処理学会論文誌:プログラミング Vol42，No.SIG3(PRO 10)，Mar，2001.