

# キャッシュサーバを用いる分散 Web システムにおける時系列を用いたオートスケールリングアルゴリズムの提案

松田正也<sup>1</sup>最所圭三<sup>2</sup>香川大学<sup>1,2</sup>

## 1 はじめに

クラウド環境を用いた Web サービスの運用において、運用コストに抑えつつ、応答性を確保することが常に求められている。我々は、クラウド環境において負荷量に応じて仮想キャッシュサーバ数を増減させることで、応答性の確保と運用コストの低減を目指す分散 Web システムの開発を行っており、サーバの稼働率を用いたオートスケールリングアルゴリズムを開発した [1]。このアルゴリズムでは、直近の稼働率を用いて負荷量を予測する。一般的に Web サーバへのアクセスには周期性があり、それを利用することに負荷量の予測を向上させることを考えた。そこで、長期間の負荷量を用いた時系列解析により負荷量を予測できるか検討し、それを用いたオートスケールリングアルゴリズムの開発を目指すことにした。

本稿では、いくつかのパラメータを用いて周期性を予測できるか検証し、その後、時系列解析とこれまでに提案したアルゴリズムを組み合わせた、予め適切な数のキャッシュサーバを起動するオートスケールリングアルゴリズムについて述べる。

## 2 サーバの稼働率を用いたオートスケールリングアルゴリズムの概要

### 2.1 スケールアウトアルゴリズム

スケールアウトアルゴリズムは、測定した負荷量から負荷予測を行い、予測値が上限になる前にスケールアウトを行う。本スケールリングアルゴリズムでは、式 (1) を用いて起動する台数を決定している。式 (1) では、起動台数  $M$  を、現在の合計稼働率  $TTLOR_t$ 、 $s$  秒前の合計稼働率  $TTLOR_{t-s}$ 、スケールアウトに用いる閾値  $Th_{high}$ 、サーバを起動してから振分開始までにかかる時間  $S$ 、現在の稼働台数  $N$  として式 (1) を用いて求める。なお、合計稼働率とは起動している仮想キャッシュサーバの稼働率の合計値を指す。

$$M = \frac{TTLOR_t + \frac{TTLOR_t - TTLOR_{t-s}}{s} \times S}{Th_{high}} - N \quad (1)$$

右辺の第一項は、 $S$  秒後に必要な仮想キャッシュサーバ台数の予測値である。そこから現在の稼働台数  $N$  を引

くことで起動する台数  $M$  を決定する。起動台数が 1 以上の場合に新規に仮想キャッシュサーバを起動する。

### 2.2 スケールインアルゴリズム

スケールインアルゴリズムは、最新  $m$  秒間の合計稼働率  $TTLORS_m$ 、スケールインに用いる閾値  $Th_{low}$ 、現在のサーバ台数  $N$  として条件式 (2) を用いてスケールインするか決定する。

$$\frac{TTLORS_m}{m} < Th_{low} \times N \quad (2)$$

この式は各サーバの稼働率の平均が  $Th_{low}$  を下回ると真となり、サーバを一台停止する。一台ずつ停止することで、稼働中のサーバへの負荷の増加を抑えることができ、応答性が著しく低下することを防いでいる。

### 2.3 直近の負荷量を用いる問題点

このオートスケールリングアルゴリズムでは直近の負荷量を用いてオートスケールを行うため、負荷量が増加するときの応答性が低下する。一般的に Web サービスでは、負荷量の変化に周期性があると考えられる。例えば、夜間や昼休み、休日に負荷量が増加することがある。

このような Web サービスで、利用している仮想キャッシュサーバの料金が 1 時間毎に課金される場合は、無駄なコストが多く発生してしまう可能性がある。このため、長期間の負荷量を使った時系列予測に基づくオートスケールを組み合わせることで、起動・停止回数を削減し、無駄なコスト消費を抑えつつ、急激な負荷量の変化にも対応できるのではないかと考えた。

## 3 時系列解析による予測に用いる負荷量の最適値の検討

長期間の負荷量を使った予測においてどの程度のデータ量を用いることが最適なのか検証を行った。今回の検証では負荷量としてアクセスログを用いる。アクセスログには香川大学総合情報センターのアクセスログを用いた。ARMA モデル [2] を用いた時系列解析により予測を行った結果を、2017 年 01 月 29 日から 2017 年 01 月 30 日までの実際のアクセス数を実測値、2017 年 01 月 22 日から 2017 年 01 月 28 日までのデータ (1 週間) を用いた予測値を予測 1、2017 年 01 月 15 日から 2017 年 01 月 28 日までのデータ (2 週間) を用いた予測値を予測 2、2017 年 01 月 01 日から 2017 年 01 月 28 日までのデータ (4 週間) を用いた予測値を予

A Proposal of Auto Scaling Algorithm Using Time Series in Distributed Web System With Cache Server

<sup>1</sup>Masaya Matsuda, Kagawa University

<sup>2</sup>Keizo Saisho, Kagawa University

測3として図1に示す。秒毎・分毎のデータを用いると、データ量が多く自由度が高くなることにより予測値を求めることが出来なかったため、時間毎に集計したデータを用いている。ARMAモデルによる予測には statsmodels.tsa.arima\_model.ARMA.predict[3] を用いた。予測1はARMA(4,0)、予測2はARMA(4,2)、予測3はARMA(3,2)を用いて算出した。括弧内の第一項は自己回帰の回数、第二項は移動平均の回数である。ARMAモデルの次数の推定には statsmodels.tsa.stattools.arma\_order\_select\_ic[4]を用いた。どの期間を用いた予測値も1日目(29日)は大まかに実測値に沿った変化を示しているが、2日目(30日)に関しては、周期性を予測出来なかった。今回の実験では、次の1日分の予測値のみ有意であった。このことから、有意性が得られる期間毎に予測することにより、時系列解析による予測値を用いることができるとの結論に達した。

次に、各予測値の実測値に対する誤差の検証を行った。1週間のログを用いた予測値の誤差を誤差1、2週間のログを用いた予測値の誤差を誤差2、4週間のログを用いた予測値の誤差を誤差3として結果を図2に示す。図1より、2日目の予測値は有意ではないため、1日目の予測値のみ扱っている。図2から、誤差1が全体を通して最も誤差が小さいことが確認できた。これより、予測に用いるデータ量は1週間が最適であると結論付ける。また、実測値よりも予測値の方が大きい場合が多く発生することが確認できた。

#### 4 時系列を用いたオートスケールアルゴリズムの検討

3節より、時系列解析を用いることで負荷量の予測が行えることが確認できた。しかし、図2に示すように、予測値と実際の値の誤差は決して小さくはない。そこで、時系列解析による予測と2節のアルゴリズムを組み合わせたオートスケールアルゴリズムを検討した。このアルゴリズムでは、サンプリング間隔と同じ1時間毎に1時間後の負荷量をARMAモデルを使った時系列解析によって予測し、予測値に合わせた台数の仮想キャッシュサーバを起動しておく。実際の負荷量が予測値よりも急激に大きくなった場合、2.1節のスケールアウトアルゴリズムにより速やかにスケールアウトすることで応答性の低下を防ぐ。実際の負荷量が予測値よりも小さくなった場合は、以下の2通りのスケールインアルゴリズムを検討した。

- A 2.2節のスケールインアルゴリズムを用いた1台ずつ停止していく方法(初期台数のみ予測値を利用した方法)
- B 予測値と実際の負荷量の平均値を基準にスケールインする方法(予測値を加味した方法)

#### 5 おわりに

以上、時系列解析による負荷量の予測値の検証を行い、それを踏まえたオートスケールアルゴリズムの検討を行った。今後の課題として、提案したアルゴリズムの評価実験、ログのサンプリング間隔の検討、別の負荷量に対して時系列解析を行う場合の検証、異なる性能の仮想キャッシュサーバに対する重み付けアルゴリズムの実験などがある。今回用いたアクセスログデータでは1週間分のデータで十分な予測が行えると結論付けたが、用いるログデータによって異なる可能性があるため、他のログデータも用いて検証を行う予定である。

また、本稿で提案したアルゴリズムでは異なる性能の仮想キャッシュサーバを用いることが想定されていない。そのため、性能に合わせた重み付けを行い、応答性を維持しつつコストが最も低くなるサーバを選択するアルゴリズム[5]と組み合わせたアルゴリズムを検討していく。

#### 参考文献

- [1] 松田正也, 最所圭三, "分散 Web システムにおけるスケールアップアルゴリズムの改良と評価", 情報処理学会 第79回全国大会, 7T-03, p3-271, 2017.03
- [2] George Box, Gwilym M. Jenkins, "Time Series Analysis: Forecasting and Control, second edition," in San Francisco : Holden-Day, 1976
- [3] statsmodels.tsa.arima\_model.ARMA.predict, [http://www.statsmodels.org/dev/generated/statsmodels.tsa.arima\\_model.ARMA.predict.html](http://www.statsmodels.org/dev/generated/statsmodels.tsa.arima_model.ARMA.predict.html)
- [4] statsmodels.tsa.stattools.arma\_order\_select\_ic, [http://www.statsmodels.org/dev/generated/statsmodels.tsa.stattools.arma\\_order\\_select\\_ic.html](http://www.statsmodels.org/dev/generated/statsmodels.tsa.stattools.arma_order_select_ic.html)
- [5] 松田正也, 最所圭三, "分散 Web システムにおける異なる性能のキャッシュサーバを管理する機構の開発", FIT2017, L-014, p199-200, 2017.09

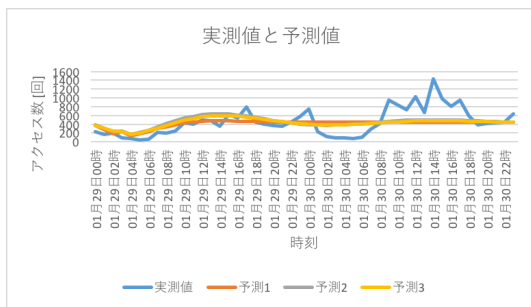


図1 実測値と予測値

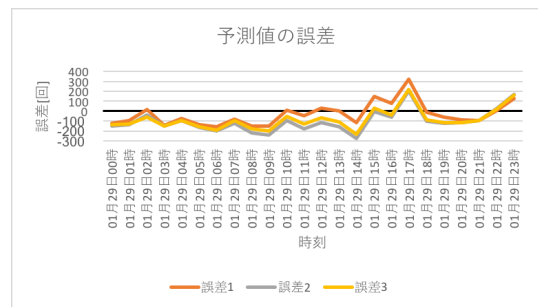


図2 予測値の誤差