

# Web サーバへの想定外需要検出方式の実装と評価

松本 安英 宇山 政志 矢崎 昌朋 神田 陽治  
株式会社 富士通研究所

Web サーバを利用してサービスを提供する場合に、サービスに対するアクセス需要を予測し、需要に見合う IT リソースを用意する必要がある。しかし、想定していない短期的な需要増加が起きることで、IT リソースが不足することがあり、そのような想定外需要を早期に検出することが重要である。我々は、アクセス需要の想定内および想定外となる 2 種類の時系列データと、Web サーバへのアクセス需要との類似度を逐次比較することで、想定外需要の発生を早期に検出する方式を開発した。本方式を評価するためのツールを試作し、商用サイトのアクセスログを用いたシミュレーション実験を行うことで、想定外需要をどれだけ早く検出できるかを評価した。

## Implementation and Evaluation of Method For Unexpected Demand Detection to Web Server

Yasuhide Matsumoto, Masashi Uyama, Masatomo Yasaki, Youji Kohda  
Fujitsu Laboratories Limited

To provide the service by the Web server, it is necessary to forecast the Web access demand and to prepare the IT resource that corresponds to the Web access demand. However, the IT resource might be insufficient because the unexpected short-term Web access demand occurs. Then, it is important to detect such unexpected Web access demand at the early stage. We developed the method to detect the unexpected Web access demand at the early stage by comparing the similarity between two different demand models and observational access data. The one model is the expected access model. The other model is the unexpected access model. We evaluated the ability of unexpected Web access demand detection by making the tool to evaluate this method for trial purposes, and conducting the simulation experiment that used the access log of a business site.

### 1. はじめに

今日、EC サイトなどのインターネット上で提供される様々なサービスは、アクセス需要に応じた IT リソースを準備することで、快適な応答特性をもって運用することが必要である。

十分な IT リソースを準備するためには、サービスに対する需要を事前に予測し、需要予測結果に基づいた IT リソースの配備/運用計画をたてることが重要である。

しかし、実際に運用を開始すると、想定外の出来事により、需要予測が外れる場合がある。特に、1 日の中での短期的な需要増は、Web システムの応答特性を悪化させる大きな要因となっている。

そこで我々は、Web システムへのアクセス需要として想定内となる需要と想定外となる需要の 2 種類の時系列データを用意し、Web サーバへのアクセス需要と逐次比較することで、運用中におこる急激な需要増を検出する方式を開発した。

本稿では、

- ① 想定外需要の定義
- ② 想定外需要検出の目的
- ③ 想定外需要検出の課題
- ④ 想定外需要検出方式
- ⑤ 本方式の評価実験について述べる。

### 2. 想定外需要の定義

Web サーバを使ってサービスを提供する場合には、サービスへの平常時のアクセス需要を予測し、予測結果に基づいて、ピーク需要をカバーできるように IT リソースの性能要件を決定する。すなわち、需要予測通りの Web アクセスが発生することを想定し、それに合わせた IT リソースが投入される。

本稿では、用意した IT リソースでカバーできる範囲の需要を想定内需要と呼ぶ。

一方で、想定に基づいて用意した IT リソースに対して、予測と異なった需要が発生し、IT リソースが供給不足となる場合がある。

本稿では、想定された需要を超えて、ITリソースの供給不足を発生させる需要のことを、想定外需要と呼ぶ。

### 3. 想定外需要検出方式の目的

ITリソースのオンデマンド運用技術の実用化が進んできている。オンデマンド運用技術をつかえば、異常アクセスがあっても次々とITリソースを追加することで、応答特性の劣化を防ぐことが可能である。

しかし、例えばアウトソーシング運用を考えると、アウトソーサー側には必要以上の待機サーバを持つ余裕は無いので、追加できるITリソースには限りがあるはずである。よって、需要予測が外れた場合に、なんの制限もなく追加するというわけには行かない。

また、限りのあるITリソースを臨時で追加するわけだから、サービス提供者側に対して、料金的に見ても相応の負担が求められる可能性が十分考えられる。

その結果、本当に追加して良いかどうかをサービス提供者が判断する必要が出て来る。

そのような判断をするためには、「このアクセス需要は、結局どの程度のITリソース不足を引き起こしそうか？それはいつ頃になるか？」といった情報が必要になる。

以上のような状況を踏まえ、想定外需要検出方式は、単なる異常検出だけではなくて、どの程度のITリソース不足が、いつ頃発生するかを事前に検出することを目的とする。

### 4. 想定外需要検出の課題

従来、予想外の需要が発生したことを検出するためには、「閾値」を設定する必要があった。ところが、そもそも閾値の設定は困難である。なぜならば、「閾値」の設定をする場合には、どの程度のアクセス需要で検出すべきかを事前に判断する必要があり、やはり経験と勘が頼りであったからである。

経験と勘ではなくて、科学的にアプローチする1つの方法としては、統計的にデータの異常値を取り除く方法が考えられる。

具体的には、アクセス需要の平均値 $\mu$ 、標準偏差 $\sigma$ を求め、“ $\mu + 2\sigma$ ”ないし“ $\mu + 3\sigma$ ”をこえたアクセス需要を異常値とみなす方法[1][2]や、ARIMAモデル[2]を使って予測しておき、95%信頼区間外のアクセス需要を異常値とみなす方法が考えられる。

しかし、いずれも信頼区間を閾値として利用

しているため、異常が起こる前に検出できるわけではなくて、異常であることが確定してから検出になり、事後評価の手法に止まる。

よって、これらの手段で検出したのでは既に予測と十分乖離していて、検出したとしても対策遅れなので、想定外の需要を事前に判断するには不向きである。

### 5. 想定外需要検出方式

以上のような課題を解決するために、次のような検出方式を検討した。

- ① 想定外需要モデルを使った検出
- ② 想定外需要候補の検出基準
- ③ 需要波形のモデル化

①及び②は事前検出、①及び③はITリソース不足の見積もりに関連する。

#### 5.1. 想定外需要モデルを使った検出

需要予測された時系列データの集合である「想定内需要モデル」と、需要予測と異なり、本来ならば発生することが望ましくない時系列の集合である「想定外需要モデル」を用意し、それぞれを観測値と比較することで、現在観測中のアクセス需要が、想定外モデルに類似するか、想定内モデルに類似するかを判定する。

時系列間の類似性の判定は次のような手順で行う。

- ・ モデルとして設定したすべての時系列に対して、新しい観測データが観測されるたびに二乗誤差を算出する。
- ・ 観測データとの距離の最も二乗誤差の小さいものが、最もありうるアクセス需要であると判断する。

閾値を設定する方法に比べて、想定外需要の時系列データを設定するため、ピーク値やピークに達する時刻がわかる。

つまり、想定外の需要であるというだけではなくて、今からどのくらいの時刻に、どのくらいのリソース不足が発生しそうかを目安として評価できる。

#### 5.2. 想定外需要候補の検出基準

ところが、想定内需要モデルと想定外需要モデルにある時系列データを、観測データと単に逐次比較するだけでは、実際にはうまくいかない。

たとえば、平均需要の近傍であっても「想定外」と判定してしまう場合がある。

なぜならば、観測データは雑音を含み上下に細かくぶれる場合が多く、結果的に想定外モ

デルの時系列がもっとも観測データに近くなる場合が少なくないからである。このような課題を解決するために、観測データが、“平均需要+標準偏差”を超えるかどうかで、想定外需要の候補と判断することとした（図1）。

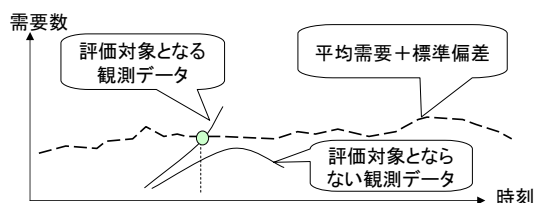


図 1 想定外需要候補の検出基準

“平均需要+標準偏差”を超えた時点では、単なる想定外需要候補にすぎず、この観測データに対して、想定内需要モデルと想定外需要モデルの時系列データの二乗誤差を算出する。

例えば、ある時刻に於ける数日間のアクセス需要の平均を「平均需要」とし、それが正規分布に従うとすると、平均需要の前後の約70%の変動は異常候補としないので、平均需要近傍の振動を無視することができる。

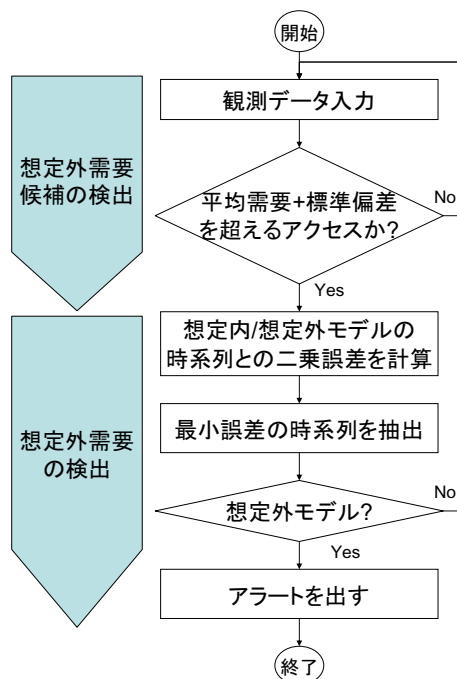


図 2 処理フロー

以上の処理の流れを図2にまとめた。

- ① 観測データを読み込み、平均需要+標準偏差を超えるかどうか判定。

- ② 想定内/外需要モデルに定義された各時系列データと観測データとの二乗誤差を計算する。そして、二乗誤差の最も小さい時系列を抽出。抽出された時系列が想定外モデルに属するか？そうであればアラートを表示する。

### 5.3. 需要波形のモデル化

本方式では、単に想定外需要であるかどうかを検出するだけではなく、どの程度のリソース不足がいつごろ発生するかを、前もって検出することが重要である。

一方で、アクセス需要には、急峻なものからなだらかなもの、ピークが幾つもあるものや、形が偏ったものまで様々な時系列があり得る。

そこで、以下の点に着目してモデル化する必要があったと考えた。

- ・ ピーク需要量とピーク需要量に達成する時刻を決められる。
- ・ ピーク需要に至るまでが急激か、なだらかなかをパラメータで調整できる。

これらの条件に着目した理由は、ITリソースの量的な目安に換算しやすくするためである。つまり、ピークの高さが決まることで、ITリソース量がはっきりし、急峻さとなだらかなさが調整できれば、ピーク到達時間の長短を決めることができるからである。

このような条件に合う関数として、ロジスティック密度関数を変形したものを利用した（図3）。

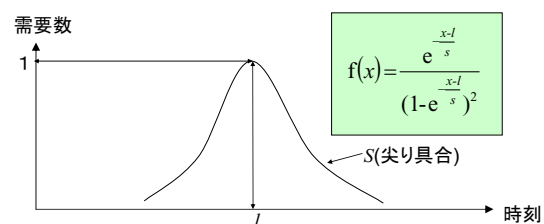


図 3 需要波形のモデル化

図3において、 $x$ は横軸、 $s$ は尖り具合、 $l$ はピーク位置である。 $s$ の値を調整することで形を変えることができ、 $s$ を小さくすると急峻になり、 $s$ を大きくするとなだらかな山形になる。以降、 $s$ を急峻度と呼ぶ。

ロジスティック密度関数は、確率密度関数であるため、 $-\infty \sim +\infty$ まで積分すると1になる曲線であり、以下のような特徴を持つ。

- ・ 急峻な形にする（= $s$ を小さくする）と

面積を1に保つためにピークの高さが高くなる。

- ・ ならかな形にする(=sを大きくする)と面積を1に保つためにピークの高さが低くなる。

そこで本来のロジスティック密度関数をs倍し、急峻度sを変更しても、ピークの高さが一定になるように式変形にした。

これによって、検出したいリソース不足量に見合うピークの高さを予め算出しておき、ピークの高さを合わせた需要波形を想定外需要として定義できるようになる。

検出したいリソース不足量に見合う想定外需要モデルを使うことで、予測が外れたことを検出すると同時に、リソース不足の量とその発生時期の目安がわかる。

## 6. 評価実験

本節では、本方式の評価実験について述べる。評価実験では、想定外需要モデルに定義する時系列データの特徴量(ピーク位置、ピークの高さ、急峻度)を変化させ、検出が早まるかどうかを評価した。

### 6.1. 評価実験の目的

本方式の目的は、どの程度のITリソース不足がいつ頃発生するかを、できるだけ早い時点で検出することである。

そこで、想定外需要モデルの特徴量(ピーク位置、ピークの高さ、急峻度)を変化させ、検出が早くなるかどうかを実験した。

想定外需要モデルの特徴量に着目した理由は、検出したいリソース不足量に合わせた需要波形を運用前に定義できるので、検出性能の調整がある程度可能だからである。

### 6.2. 実験手順

想定外需要モデルの特徴量と、検出の早さの関係を調べるために、次のような実験を行った。

- ① 10分毎に観測データを取得する。1日分だと144点になる。
- ② Webサイトには日中の周期変動がある。そこで、ある商用サイトの1年分のログより10分毎のアクセス需要の平均と標準偏差を算出し、これを想定外需要候補の検出基準とする。
- ③ 想定外需要モデルおよび想定外需要モデルを定義する(図4)。

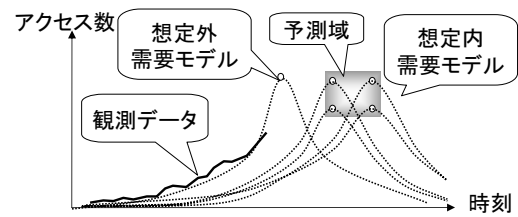


図4 需要モデル

(ア) 予測域: 準備したITリソースで対応可能なアクセス需要のピークの集合で構成される領域。

(イ) 想定内需要モデル: 予測域内部にピークを持つ時系列データ。

(ウ) 想定外需要モデル: 予測域外部にピークを持つ時系列データ。

#### ④ 検出余裕時間

ここでは、検出性能の指標となる「検出余裕時間」について述べる(図5)。

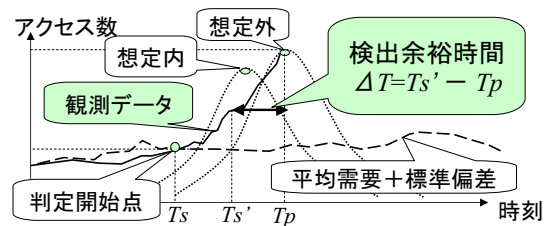


図5 検出余裕時間

$T_s$ 、 $T_s'$ 、 $T_p$ を次のように定義する。

(ア)  $T_s$ : 観測データが平均需要+標準偏差を超えた時刻。この時刻から、観測データが想定外需要であるか判定を開始する。

(イ)  $T_s'$ : 想定外需要であると判定し始めた時刻。ただし、その時刻以後に再度想定内需要であると判断した場合は、次に想定外需要であると判定した時刻を $T_s'$ とする。

(ウ)  $T_p$ : 実際にピークに到達する時刻。この時に、

$$\Delta T = T_s' - T_p$$

を算出する。この $\Delta T$ を「検出余裕時間」と呼ぶ。この $\Delta T$ が大きいほど、検出が早く行えたと考える。

ここで、「イベント開始時刻 $T_s$ 」が「想定外需要の検出開始時刻 $T_s'$ 」と必ずしも等しくならないことについて考察する。

図5に示すように、本方式では“想定内モデルと観測データの類似度”と“想定外モデルと観測データの類似度”を比較する。

よって、観測データが想定外需要モデルに近いとしても、 $T_s$ で判定開始直後では、想定内需要と想定外需要との判別ができない場合が考えられる。ゆえに、

$$T_s \leq T_s'$$

となる。

以上のことから、本方式の検出性能を調べるには、ピーク位置、ピークの高さ、急峻度を様々に変えた想定外需要モデルを定義した上で、観測データをシミュレーションすることで $\Delta T$ を計測する必要があると考えた。

- ⑤ 需要波形をモデル化した関数の急峻度を1~5に変化させ、2%の雑音成分を加え、観測データをシミュレーションした。

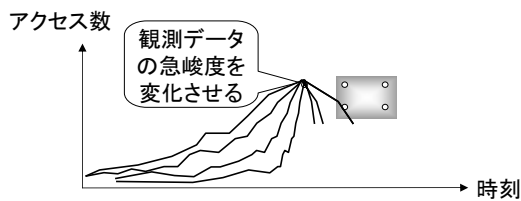


図6 観測データのシミュレーション

- ⑥ 観測データのピーク時刻を変化させ、検出余裕時間 $\Delta T$ を計測する(図7)。

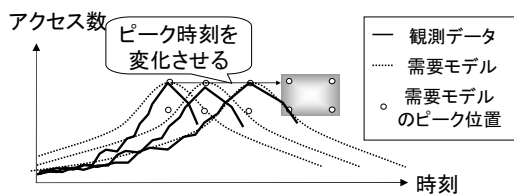


図7 ピーク時刻

- ⑦ 観測データのピーク値を変化させ、検出余裕時間 $\Delta T$ を計測する(図8)。

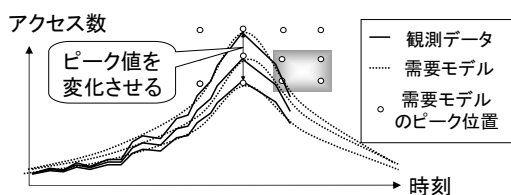


図8 ピーク値

- ⑧ 想定外需要モデルの急峻度を变化させ、検出余裕時間 $\Delta T$ を計測する(図9)。

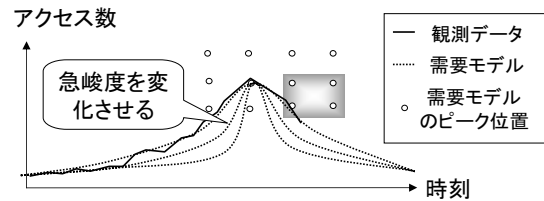


図9 需要モデルの急峻度

図9では1つの時系列データだけを示しているが、図中に白点でピークのみ示されている複数の想定外需要モデルおよび想定内需要全てについて、急峻度を1~5まで同時に変化させて計測した。

急峻度=1は実際の商用サイトで観測された需要変動の中でも最も急峻なものである。急峻度 $\geq 6$ とすると、波形が平らになり想定外需要が1日で納まらない。本検出方式は、1日の中での急峻なアクセスを問題視してきたため、急峻度6以上は実験対象から除外した。

以上のような実験を行うことで、想定外需要モデルの特徴量が $\Delta T$ に与える影響を評価した。

### 6.3. 実験結果

- ① 観測データのピーク位置、ピークの高さを変えた場合には、検出余裕時間 $\Delta T$ に対する影響がほとんどみられなかった。
- ② 検出余裕時間 $\Delta T$ について、本方式と従来方式と比較した結果を図10に示す。

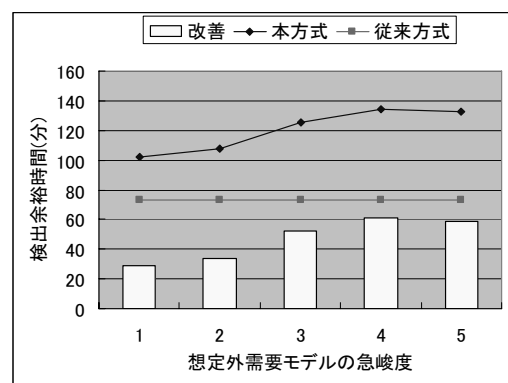


図10 従来方式との比較

ここでは、想定外需要モデルの急峻度を1~5に設定し、さらに観測データの急峻度を1~5まで変化させ、検出余裕時間 $\Delta T$ を観測した。

また、従来方式として、1日のアクセス需要(10分毎144点)の各時刻における平均需要 $\mu$ 、標準偏差 $\sigma$ としたときに、“ $\mu + 2\sigma$ ”を閾値とした検出方式を用いた。閾値が固定であるため、検出余裕時間 $\Delta T$ は一定である。

図10より、想定外需要の急峻度に関わらず、従来方式に比べて改善されていることが示された。検出余裕時間 $\Delta T$ は平均47分改善された。

- ③ 観測データの急峻度を1~5へと徐々に変化させた場合の、検出余裕時間 $\Delta T$ をプロットし、さらに、検出余裕時間 $\Delta T$ が最大になる点を結んだ線(「最大余裕時間」)を追加したものを図11に示す。

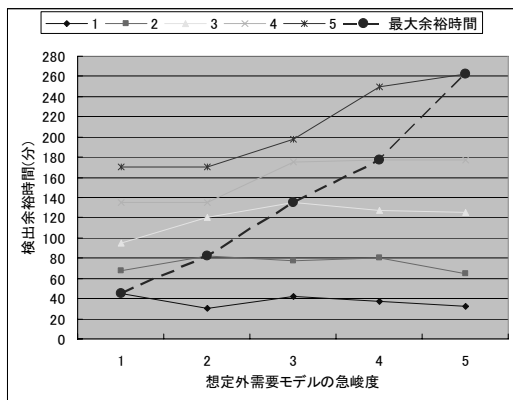


図 11 最大検出余裕時間

この結果により、観測データの急峻度に近い想定外需要モデルを設定した場合に、最も検出余裕時間 $\Delta T$ が長くなる傾向が示唆された。

#### 6.4. 実験結果の考察

本方式と従来方式との検出余裕時間を、様々な観測データをシミュレーションすることにより定量的に評価し、従来方式に比べて平均47分ほど早く想定外需要の検出が可能であることが示された。

従来方式に比べて、早い時点で想定外需要としての判別を開始するためであると考えられる。

さらに、想定外需要モデルの特徴量(ピーク位置、ピークの高さ、急峻度)と、検出余裕時間 $\Delta T$ の関係を調べた結果、観測データの波形の急峻度に近い想定外需要モデルを定義することで、最も早く想定外需要の検出ができることが分かった。

このような結果になった理由は、時系列データ間の誤差を評価する方法として二乗誤差を利用しているため、観測データの波形に近いほど、

より正確に波形間の類似度が評価され、検出性能が向上するからだと考えられる。

#### 7. まとめ

想定内需用データと想定外需要データとよばれる2種類の時系列データをあらかじめ用意し、運用中の需要データと比較することで、想定外需要の早期検出方式を開発した。

想定外需要データとして、ITリソースの供給計画を見て、ITリソースが不足となる時期にピークが来るような時系列データを生成する。

この時系列データと実際に観測された時系列データがもっとも一致する場合には、ITリソースが不足する事態に近い将来に発生するリスクが大きいということである。

加えて、想定外需要モデルとして、検出したリソース不足量に合わせてピークを調整した時系列データを設定することで、検出時にどのくらいITリソースが不足するかも分かるため、“対策を行うまでの時間的余裕”や“追加すべきITリソースの目安”を含めて予測できる。

今後、本方式と、プロモーションやイベントを使った意図的な需要を予測するイベント性需要変動予測[4]とを連動させ、サービス提供者が実施するキャンペーンに対する運用監視や、キャンペーン実施前のリスクアセスメントツールとして拡張する予定である。

#### 文 献

- [1] <http://case.f7.ems.okayama-u.ac.jp/statedu/term/outlier.html>
- [2] <http://web.sapmed.ac.jp/radiolb/JSRT/Books/Books95/murakami.html>
- [3] 北川源四郎、時系列解析入門、岩波書店、2005
- [4] 宇山 政志、松本 安英、矢崎 昌朋、神田 陽治、勝山 恒男、利用者行動モデルに基づくイベント性需要変動予測、電子情報通信学会 第5回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会、2006.3