

水需要予測における X-12-ARIMA の有用性評価と独自法の提案

吉田 駿宏 (09X4103) 指導教員 五島 洋行

1. はじめに

本研究では、水需要予測に関する考察を行う。水需要予測の分野においては、重回帰分析や時系列モデルを用いた手法が知られている。しかし、前者は適切な説明変数、後者は適切な時系列モデルが判断できなければ、予測値と実績値の間に大きく誤差が生じてしまう。そこで本研究では、季節調整法の概念に基づいた水需要予測の手法を提案する。また、提案手法と代表的な季節調整法であるアメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA を用いて予測実験を行い、精度の比較を行う。実験は、埼玉県戸田市の 2005 年から 2009 年までの給水量の実績データを用いて 2010 年の給水量予測を行う。

2. 時系列解析

本研究で用いる時系列解析の知識や技法について述べる。

2.1 時系列データの 4 つの変動要因

時系列に現れる一定の傾向として、以下の 4 つの変動要因が考えられる[1]。

- 傾向変動 (Trend : T)
- 循環変動 (Cycle : C)
- 季節変動 (Seasonal : S)
- 不規則変動 (偶発変動, Irregular : I, ノイズといわれる)

時系列分析では、これら要因が互いに重なり合い、相互に作用して、ある期間に観測される変動を生み出していると考ええる。一見複雑な変動を描く時系列データも、この 4 つの変動要因の組み合わせによって作られていると考える。

時系列データの構成要素の特性を適切に理解し、場合によって分解したり取り除いたりすることにより、精度の高い予測に近づけることが可能となる。

2.2 季節調整法

季節調整法とは、長期的な傾向変動・循環変動を読み取るために、単純集計したデータから季節変動を除去する手法である。季節調整法としては日本でも MITI 法や EPA 法などの手法が開発され利用されてきたが、現在では X-12-ARIMA の利用が多くなっている。

2.3 X-12-ARIMA

X-12-ARIMA はアメリカ CENSUS 局で開発された季節調整法である。以下、X-12-ARIMA の大まかな概要を述べるが、詳細については文献[2], [3]などに記載されている。

まず、データの前処理を行う。REGARIMA と呼ばれる時系列モデルにより、データに含まれる異常値やレベルシフト、曜日変動等を回帰式を用いて推計し、これらをあらかじめ原系列から除去する。こうすることで、季節調整した後のデータが不安定になることを防ぐ。REGARIMA とは、Regression (回帰) と ARIMA モデルを組み合わせたモデルのことである。次に、REGARIMA を用いて原系列の予測値を推計した上で、この予測値と原系列をつないだ系列に対して季節調整を行う。その後、季節調整をした結果について、統計的な分析などにより、適切に季節調整が行われたかどうかを診断する。

3. 提案手法

季節調整法を用いた提案手法について説明する。以下にその手順を示す。

まず、データから傾向性を読み取るため、季節性の除去を行う。本研究では、12 ヶ月移動平均法を用いる。季節性の除去を行った後、回帰分析により、回帰式を求める。ここで、用いる m 個の実績値 $y_1, y_2, \dots, y_m$ ($x = 1, 2, \dots, m$) とすると、求める式は

$$y_m = f(x) = ax + b \quad (1)$$

と表せる。次に、求めた回帰式を用いて、季節性を読み取るために、傾向性の除去を行う。傾向性の除去を行った値を g_m とすると、

表 1. g_m を分類した例.

	1 年	2 年	...	u 年
1 月	g_1	g_{13}	...	g_{m-11}
2 月	g_2	g_{14}	...	g_{m-10}
⋮	⋮	⋮	...	⋮
12 月	g_{12}	g_{24}	...	g_m

$$g_m = y_m - ax \quad (2)$$

となる. 傾向変動の除去を行った後, 季節変動を求めるため, g_m を月別に分類する. 月を $l(1, 2, \dots, 12)$, 年数を $t(1, 2, \dots, u)$ とすると分類した結果の例は表 1 のようになる.

次に, 各年の 1 月を基準とし, 各月と 1 月との差を求め, 月別の差の平均を求める. ここで, 1 月を基準としているため, 1 月の差の平均は 0 とする.

t 年 l 月と同年 1 月の差 h , 及び l 月の差の平均 $\bar{h}$ は次のように表すことができる.

$$h_{tl} = g_{tl} - g_{t1} \quad (3)$$

$$\bar{h}_l = \frac{h_{1l} + h_{2l} + \dots + h_{tl}}{u} \quad (4)$$

上記で求めた傾向変動 $ax + b$, 季節変動 $\bar{h}_l$ を用いて予測値 e は次のように求める.

$$e_{tl} = (b + \bar{h}_l) + ax \quad (5)$$

以上が提案手法の流れである.

4. 数値実験

埼玉県戸田市の 2005 年から 2009 年までの給水量の実績値を用いて, 提案手法及び X-12-ARIMA で 2010 年の予測値を算出した結果は図 1 のようになった.

図 1 を見る限り, どちらの予測値も実績値と似た線形を描いていることが分かる. しかし, グラフからではどちらの予測値が実績値に近いかわからないため, 別の方法で評価を行う.

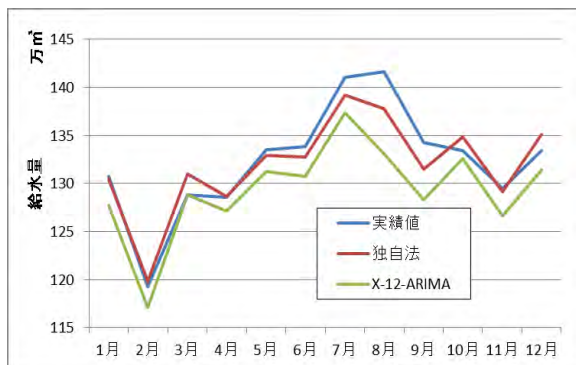


図 1. 2010 年の実績値と予測値.

表 2. 予測値の平均絶対誤差.

	提案手法	X-12-ARIMA
平均絶対誤差	13752	29899

4.1 評価

提案法と X-12-ARIMA による予測値を比較するため, 実績値と予測値の平均絶対誤差を求める. 平均絶対誤差は次のように表す.

$$\left(\sum_{T=1}^m |y_T - e_T| \right) / m \quad (6)$$

ここで, T は時系列を表す独立変数とする.

提案手法と X-12-ARIMA による予測値の平均絶対誤差は表 2 のようになった.

よって, 2010 年の予測値は X-12-ARIMA より提案手法の方が実績値に近いことが分かった.

5. おわりに

本研究では, 季節調整法に基づいた水需要予測手法を提案した. また, 提案手法の有効性を確認するために, 埼玉県戸田市の給水量実績値データを用いて, アメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA との給水量予測の比較を行った. その結果, 2010 年の給水量予測は X-12-ARIMA よりも提案手法の方が実績値に近いことが確認された.

今後の課題としては, さらに未来の予測の比較などが挙げられる.

参 考 文 献

- [1] 上田太一郎: “Excel で学ぶ時系列分析と予測”, オーム社(2006)
- [2] 日本銀行調査統計局 “季節調整法について”, 日本銀行月報(1996)
- [3] 奥本佳伸: “季節調整法プログラム CENSUS 局法 X-12-ARIMA の version0.3 について”, 千葉大学経済研究第 24 巻第 3・4 号(2010)

水需要予測における X-12-ARIMA の有用性評価と 独自法の提案

指導教員 五島洋行

法政大学 理工学部 経営システム工学課程

経営数理工学研究室

2013 年 2 月 1 日

09x4103 吉田駿宏

論文要旨

本研究では、水需要予測の手法に関する考察を行う。

現在、日本では水道設備更新の時期であり、それに伴い将来の適切な水需要予測が求められる。水需要予測の手法に関しては重回帰分析や時系列モデルを用いた手法など様々な研究がされている。しかし、重回帰分析では適切な説明関数の判断が困難であること、時系列モデルを用いた手法では適切なモデルがない場合は予測値と実績値の間に大きく誤差がでてしまうなどの問題がある。また、近年の水道代金値上げを意識した節水や電機メーカーなどによる節水機器の普及による使用水量の減少が考慮できない。

そこで本研究では、経済時系列データなどの予測に用いる季節調整法の概念に基づいた手法を提案する。季節調整法であれば、使用水量の増減傾向を考慮することができる。提案手法は、実績値データから傾向変動を算出し、除去することによって季節変動を算出する。次に求めた傾向変動と季節変動を、数値として表し計算することで予測値を求める。

季節調整法としては様々な手法が研究されているが、代表的な季節調整法にアメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA がある。本研究では提案手法の有効性を明らかにするために提案手法とアメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA の水需要予測の精度比較を行う。

実験では、埼玉県戸田市の 2005 年から 2009 年までの給水量実績データを用いて 2010 年の給水量の予測を行う。

その結果、埼玉県戸田市の 2010 年の給水量の予測値はアメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA よりも提案手法の方が実績値に近いことが分かった。

目次

第 1 章 はじめに	1
第 2 章 国内外の水事情	2
2.1. 世界の水事情	2
2.2. 日本の水事情	2
第 3 章 予測モデルの種類	4
3.1 相関・回帰分析モデル	4
3.2 時系列分析モデル	6
3.3 CENSUS 局法 X-12-ARIMA	14
第 4 章 提案手法	17
4.1 適用対象	17
4.2 予測値の算出手順	17
第 5 章 数値実験	19
5.1 対象地域の傾向分析	19
5.2 提案手法による予測	21
5.3 X-12-ARIMA による予測	24
5.4 評価	27
第 6 章 おわりに	29

第1章 はじめに

www.pref.kanagawa.jp/uploaded/attachment/170359.pdf

我が国の水道は、昭和 30 年～40 年代にかけての高度経済成長を契機に、急速な面的、量的な拡大期を経て、今日ではほとんどの国民が利用できるまでに普及している。しかし、21 世紀初頭の現在、高度成長期の急激な水需要の増加を背景として整備してきた浄水場や配水池、送配水管路などでは老朽化が進行している[1]。そのため近年、送配水管路の老朽が原因と思われる漏水事故が各地で発生するなど、高度成長期以前の管路の強度的な弱さが顕在化しているほか、浄水施設等の老朽化など、施設の経年劣化が大きな問題となってきた。日本水道協会の調査では全国の上下水道管の老朽化が進み総延長の 6.2%にあたる約 38000 キロが既に 40 年の法定耐用年数を過ぎていることが判明した。厚生労働省によると、被害が 100 世帯以上に上った大規模な漏水事故は埼玉県加須市や宮城県岩沼市など、2008 年度までの過去 3 年間で年 20 回弱と目立ち始めている。よって、水道施設の大規模な更新・再構築が課題となっている。また、その更新・再構築のためには、適切な将来の水需要予測に基づく水源確保や施設整備が求められる。今後とも、安定した水道サービスを継続的に提供していくためには、より精度の高い需要予測が求められる。

水需要予測の手法については様々な研究が行われている。例えば埼玉県戸田市水道部 [1]や大阪府水道部[2]では給水量を生活用水と業務用水に区分し、生活用水は給水人口と 1 人 1 日当たり使用水量との積、業務用水は時系列モデルによる傾向分析によって予測を行った。しかしこの方法だと節水機器の普及による使用水量の減少が考慮できないことや、適切な時系列モデルが見つからない場合は予測が大きく外れるという問題がある。そこで本研究では、季節と傾向に着目した季節調整法の概念に基づいた需要予測の手法を提案する。さらに、代表的な季節調整法であるアメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA との予測結果の比較を行う。ここで、埼玉県水道部[1]や大阪府水道部[2]の手法は、アルゴリズムが非公開であるため、提案手法との比較対象から除く。

<http://water-news.info/90.html>

第2章 国内外の水事情

2.1. 世界の水事情

世界の人口は近年増え続けており、人口増加に伴う生産活動の発展や生活様式の変化によって、水需要も増加していくことが予想される。

現時点でも、経済面における中国、インドなどの国々における発展は著しく、経済成長のために、水資源開発は急を要する課題になっている[3]。また、近年では地球温暖化の影響か、世界各地で干ばつが相次ぎ、今までは降水量が豊富であった地域が干ばつに見舞われたり、逆に比較的乾燥していた地域で大雨による被害が出たりなど、環境は常に変化し、それに合わせた設備の整備が求められている。

国際連合食糧農業機関(FAO)の調査によると、現時点と比較して中国、インド、オーストラリア、サウジアラビアなどの国々は 2050 年時点で、現在の 1 人当たり年間水資源賦存量を軒並み下回ると予想されている[4]。

このような状況に応じ、国際的には 1997 年から「世界水フォーラム」が 3 年に 1 度開催されるようになった。しかし、こうした活動があるのにもかかわらず、世界的な水不足を解決するまでの道のりは遠い。

2.2. 日本の水事情

異常気象は日本においても例外ではなく、1994 年に福岡県福岡市周辺に見られたような渇水がしばしば発生しており、長期的には降水量も減少したり、少雨の年と多雨の年の差が拡大したりしているという指摘がされている[5]。

しかし、日本の場合は少子高齢化に伴う人口減少社会の本格的な到来によって、現在の上水道使用量は減少することが予測される。文献[3]によれば、2040 年の上水道の水使用量を、人口との関係から予測すると、水使用機器の節水化が進んだ場合、水需要は 2008 年の約半分になり、節水化が進まなかった場合でも 2008 年の約 4 分の 3 程度まで減少すると予測されている。

また、文献[3]は次のように指摘している。日本における水道使用量の減少は上水道ばかりではなく、工場や大規模なビルにも及んでいる。これらでは、中水と呼ばれる上水と下水の中間の水で、上水をリサイクルした用途限定の水の利用が盛んになり、

再生水や雨水利用が進んでいる。さらに、水田の耕地面積減少に伴い、農業用水の利用も徐々に減少している。特に工業用水道においては、すでに 2003 年時点で「工業用水からの補給水量」に対して、少なくとも年間 10 億 m^3 分開発水量に余剰がある。河川表流水からの取水を考慮すると最大 30 億 m^3 /年の水量が余剰になる。工業用水道の場合、将来の産業立地などによって使用水量が大きく変わる可能性があるため、将来も 10 億 m^3 /年もしくは 30 億 m^3 /年余り続けるとは一概にはいえない。しかし、他方で、将来節水技術や地下水道が発展すると「工業用水からの補給水量」はさらに減少する可能性もある。

このように、日本が迎える人口減少社会では上水道、工業用水、農業用水の全てにおいて、水使用量が余剰になる可能性が指摘される。

また、このように水使用量が減少していけば、水道事業者の収益は悪化していく。そのため施設更新が十分に行えなくなり、ひいては住民税などの 1 人当たり国民負担が将来的に増大する。

人口減少社会における水使用量の減少は、水道事業者の経営問題を經由して自治体財政や国家財政に波及する。施設更新の後れなどは、日本では当然であった安全で低廉な水道供給を揺るがし、関連する水関連機器市場を縮小させ、企業の合従連衡を促し、雇用の縮小と労働条件の悪化をもたらす。

第3章 予測モデルの種類

本章では、既知の予測モデルとして、相関モデル、回帰分析モデル、時系列分析モデルについて供述する。

予測手法には、定性的な予測手法と定量的な予測手法がある。定性的な予測手法は結果と原因の因果関係がはっきりしない場合に用いられる手法で、将来の出来事に対する直観的な判断を含んでいる。例えば、経営首脳者や販売責任者の勘と経験を集約したり、販売第一線の担当者の見積もりを集計したりするようなデルファイ法や、市場調査の結果に基づいて予測を行うアンケート法などである[6]。一方、定量的な予測手法としては、相関・回帰分析モデル、時列分析モデル、計量経済モデル、シミュレーションモデルおよび特殊モデルなどがあり、それぞれの分類はさらにいくつかのモデルや手法に細分化できる。

例えば、時系列分析モデルは、TCSI 分離法、指数平滑法、確率過程モデルに大別される。さらに、TCSI 分離法は、移動平均法や季節変動分析法などに細分化される。また、季節変動分析法には連環比率法、CENSUS 法、EPA 法、MITI 法などいくつかの分析法がある。

以下では、相関・回帰分析モデル、時系列分析について概略を述べるが、詳細については[7], [8]などに記載されている。

3.1 相関・回帰分析モデル

相関分析モデル、および回帰分析モデルは、需要分析や販売予測でよく利用されるモデルの一つである。これらは、短期予測から長期予測まで適用可能であり、予測の最も基本的な方法である。

3.1.1 相関分析

相関分析は(correlation analysis)は、回帰分析のための事前分析として、予測対象 y とそれに影響する様々な要因間の関係性を分析する方法であり、単相関分析、偏相関分析、主成分分析などがある。

一般に、2 種類の n 個のデータ $x_1, x_2, \dots, x_n$ と $y_1, y_2, \dots, y_n$ がそれぞれ与えられたとする。 x の平均を $\bar{x}$, y の平均を $\bar{y}$ とする。このとき、

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (1)$$

$$S_{yy} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (2)$$

$$S_{xy} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (3)$$

と、するとデータの相関係数 r は次のように定義される。

$$r = \frac{S_{xy}}{\sqrt{S_{xx}S_{yy}}} \quad (4)$$

相関係数は $-1 \leq r \leq 1$ の範囲に値をとり、1 または -1 に近いと相関関係が強く、0 に近いと相関関係が弱い、または無いと解釈する。

相関分析は関係性を調べるには有効な手段であるが、相関係数が 1 に近いとしても相関関係があると断言することはできず、あくまで可能性があるということである。

3.1.2 回帰分析

回帰分析(regression analysis)は、予測対象 y とそれに影響する m 個の諸要因 $x_1, x_2, \dots, x_m$ との間に一方的因果関係が存在して、その関係が一つの関数 f によって表現できると仮定し、観測データに最もよく適合する関数形 f を推定して、 f の将来予測値を求めるモデルである。説明要因が 1 つのみのモデルを仮定する場合を、単回帰分析(single regression analysis)と呼び、要因が複数のモデルを仮定する場合を重回帰分析(multiple regression analysis)と呼ぶ。

回帰分析によって求めた直線を

$$y = f(x) = ax + b \quad (5)$$

とすると、

$$S_e = \sum_{i=1}^m \{x_m - f(x_m)\}^2 = \sum_{i=1}^m (x_m - ax_m - b)^2 \quad (6)$$

を残差平方和という．これが小さいほど，あてはめの良い直線であるといえる．残差平方和が最も小さくなる傾き a と定数項 b は次のように示す．

$$a = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \quad (7)$$

$$b = \bar{y} - a\bar{x} \quad (8)$$

a を一般に回帰係数と呼ぶ．回帰分析は相関分析に比べ，予測対象 y と諸要因 x の因果関係を明示的に表すことができ， x の変化により起こりうる y の変化量が具体的にわかるため，予測手段として利用されることがある．

3.2 時系列分析モデル

時系列分析モデル(time series analysis)は原則的に，予測対象の変動を示すデータ，すなわち予測対象の時系列データのみを利用して将来の予測を行うモデルである．このモデルは，古くから利用されてきた TCSI 分離法のほかに，移動平均法や指数平滑法，確率過程モデルなどがある．

3.2.1 移動平均法

移動平均法は，隣り合ういくつかのデータの平均をとっていくことによって，時系列データから変動を除去し，滑らかになった時系列データから本来の傾向を読み取る方法である．移動平均法は，変動を除去する際に，各項の重みを等しく扱う方法を単純移動平均，重みのかけ方を変化させる方法を加重移動平均法と細分化される．ここでは，前者を取り上げて説明するが，詳細は文献[7]などに記載されている．

移動平均法を用いるにあたって，データ分析と予測の 2 通りの使用方法を考えることができる．前者は，予測のための準備作業として時系列データの変動成分を除去するために用いられることが多い．後者は簡易的な予測には利用できるが，実際には様々な要因を考慮して予測を行わなければ適切な予測値は得られないため，多くの場合は予測手段としては不十分とされる．

過去のデータの平滑としての使用方法を次に示す．実績値 S について $S_1, S_2, \dots, S_n$ の n 個の時系列データが与えられているとして，直近の 10 期にわたっての移動平均を算出するとする．それらの終値を $S_i, S_{i-1}, \dots, S_{i-9}$ とすると求める平滑値 $\bar{S}_i$ は次のように示すことができる．

$$\bar{S}_i = \frac{1}{10} (S_i + S_{i-1} + \dots + S_{i-9}) \quad (9)$$

こうして $S_1 \sim S_n$ までの原系列から、平滑値 $\bar{S}_i$ から $\bar{S}_n$ までの系列が得られる。また、使用するデータ数を多くすれば滑らかになり、少なくすれば原系列に近い形になる。使用するデータ数は、一般的に想定される周期変動と一致する数を用いることが多い。例えば月次データにおいて1年間の季節変動を除去するならば12項移動平均を用いる。一方、移動平均法を将来の実績値の予測方法として用いる場合、 $t+1$ 期の予測値は現在から過去10期のデータを用いて、

$$\bar{S}_{t+1} = \frac{1}{10}(S_t + S_{t-1} + \cdots + S_{t-9}) \quad (10)$$

で求めることができる。

移動平均法は、簡単な計算で時系列データの傾向を明らかにできる、あるいは将来を予測できるため、導入が容易な方法であるが、問題点としては、平滑法として用いる場合には(平滑に用いるデータ数-1)個のデータが失われる点、予測方法として用いる場合には少なくとも平均される数分の実績データを必要とする点や上記で述べた通り予測が不十分である場合が多い点がある。

3.2.2 指数平滑法

指数平滑法は、指数平滑移動平均法(Exponential Moving Average)とも呼ばれ、移動平均法の多数のデータが必要という問題を改善し、前期の実績データと今期についての予測値を元にして来期以降の予測を導入する方法である。今期の実績値を S_t 、前期において導入された今期の予測値を $\bar{S}_t$ とすると、来期の予測値は、

$$\bar{S}_{t+1} = \alpha S_t + (1 - \alpha) \bar{S}_t \quad (11)$$

として表す。ただし、 $t \geq 1$ とする。このとき、 α は平滑化係数を表す。

平滑化係数 α は $0 \leq \alpha \leq 1$ までの値をとる。式(2)において、 α を 0 に近くとすることは、 $\bar{S}_{t+1}$ において実績値 S_t よりも前期に導出した予測値 $\bar{S}_t$ に重みをおく、すなわち過去のデータに重みをおく平滑化重視となり、逆に α を 1 に近くとすることは現在の実績値に重みをおく追従性重視になる。したがって、指数平滑法は加重移動平均法の一つであるといえるが、指数平滑法自体が移動平均法と呼べないという声もある。

指数平滑法の特徴は、使用するデータは今期の実績値と、前期において求められた今期の予測値、平滑化係数の 3 つのみで済むうえ、過去の数多くのデータを考慮できる点である。予測に必要なデータ数が少なく、計算量も少なくて済むため、小型コンピュータでも高速に計算ができることから、原材料管理のための短期予測などによく用いられる方法の一つである[7]。時系列データに指数平滑法を用いる際の注意点として、増加傾向にある時系列データの場合は小さめの予測値となり、減少傾向にある時系列データの場合は大きめの予測値となる点、季節変化に沿って変動が周期的に変化していることがはっきりしている時系列に対して適用すると、この季節変動まで平滑化してしまうという点などがある[8]。

3.2.3 TCSI 分離法

TCSI 分離法とは、時系列データが次に示す 4 つの変動から構成されていると仮定し、原系列を 4 つの要素変動に分解し、それぞれ個別に将来値を求め、原系列の予測値を求める方法である[9]。

- 傾向変動(Trend : T)
- 循環変動(Cycle : C)
- 季節変動(Seasonal : S)
- 不規則変動(偶発変動, Irregular : I, ノイズといわれる)

時系列分析では、これら要因が互いに重なり合い、相互に作用して、ある期間に観測される変動を生み出していると考ええる。一見複雑な変動を描く時系列データも、この4つの変動要因の組み合わせによって作られていると考える。

時系列データの構成要素の特性を適切に理解し、場合によって分解したり取り除いたりすることにより、精度の高い予測に近づけることが可能となる。

(1) 傾向変動(Trend, トレンド)

上昇や下降などを滑らかに示す長期的な変動のことを傾向変動という。経済成長の成長などに伴う15年以上の長期的な変動がこれにあたる。傾向変動の例を図1に示す。

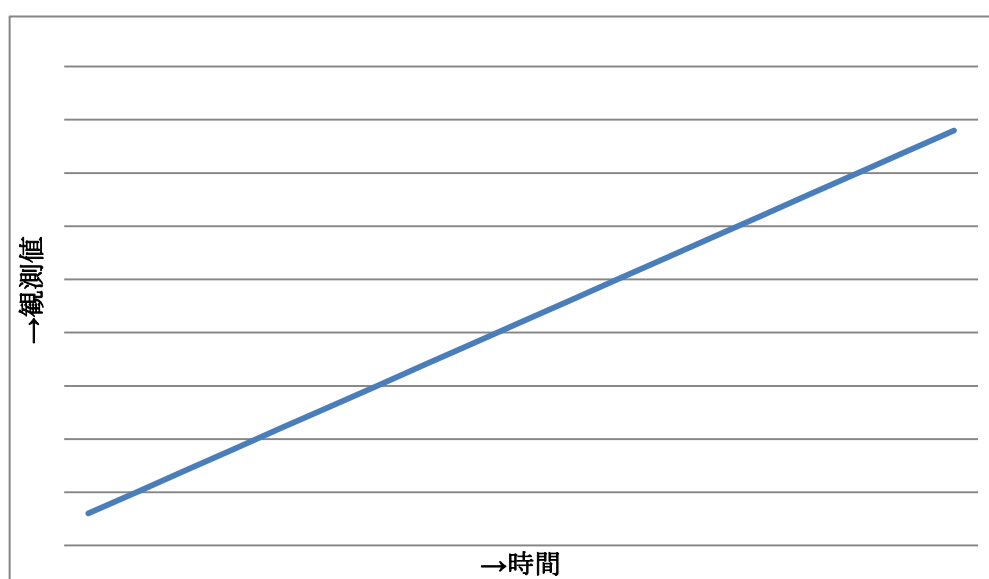


図1. 傾向変動の例.

図1を見ると、時間が経つに連れて観測値が増えていることが分かる。この観測値と時間の関係は、2次式で表現できる。

例えば、景気の後退と回復の影響を受けた完全失業者の増加、減少は傾向変動である。

(2) 循環変動(Cycle, サイクル)

景気の循環に伴う変動など、12ヶ月を超える循環ではほぼ一定の周期性をもつ変動のことを循環変動という。通常、3～15年の周期の確定していない波動を指すが、もっと短期的に起こる景気の好・不況を含む場合もある。

実際には、傾向変動と循環変動の違いを区別することは難しいため、この両者を合わせて「トレンド・サイクル」として考えるケースが多く見られる。循環変動の例を図 2 に示す。

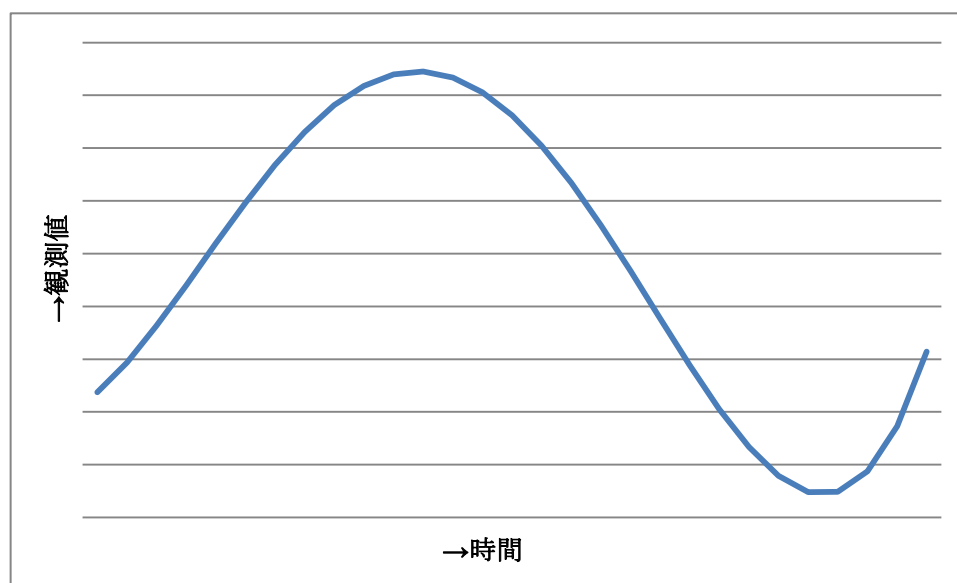


図 2. 循環変動の例.

図 2 は図 1 の場合とは異なり、直線的ではなく波長がある線である。また、増加傾向である時とほぼ横ばいである時、減少傾向にある時など時間によって変動が変わる。

(3) 季節変動(Seasonal)

時系列の中で、季節ごとに同じ強さで繰り返される 12 ヶ月を周期とする変動を季節変動という。四半期や月単位でも同じ強さで繰り返される固定的動きであれば季節変動とみなせる。例えば就業者数が新年の始まる 3 月～4 月から増加し、6 月～7 月にピークとなり、その後減少するような動きは季節変動である。物の消費量を考えた場合、年末や夏、冬のボーナス期、クリスマス、お正月などの恒例行事の際の増加傾向も季節変動である。このように、季節が要因となって毎年決まった時期に起こる変動は、季節変動として 1 年を周期とした定期的な変動パターンとして捉えられる。統計的な動向を知る上で、このような季節に関わる一定の傾向を取り除いた方がその特徴が掴み易くなる場合、比較するデータの条件を揃える「季節調整」を行って時系列分析を行う。より実用的な季節調整の方法としては、各機関でプログラム開発が進められている。中でも最も代表的な方法は米国商務省の開発した CENSUS 局法であり、日本では、経済企画庁で EPA 法などが開発されている。次章では CENSUS 局法の一つである X-12-ARIMA について説明する。季節変動の例を図 3 に示す。

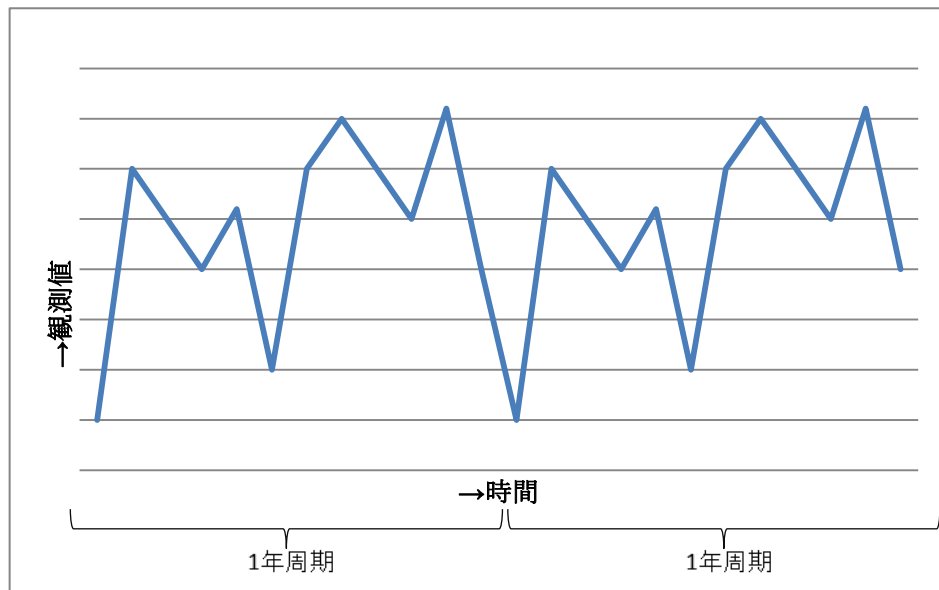


図 3. 季節変動の例.

図 3 を見ると, 1 年周期で規則的な変動をしていることが分かる. また, 月や季節によって規則的な変動をしていると予想される.

(4) 不規則変動(Irregular, ノイズ)

上記の(1)～(2)以外の説明がつかない不規則的な変動のことを不規則変動という. 突発的な出来事による変動や景気の短期的変動などがこれにあたる. 例えば, 地震などの自然災害の影響が変動の要因となる. 不規則変動の例を図 4 に示す.

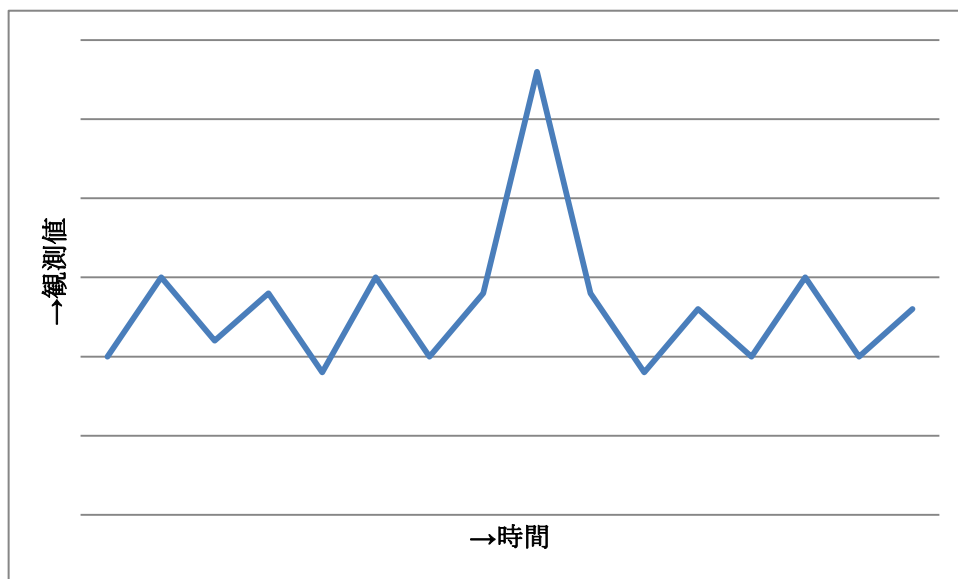


図 4. 不規則変動の例.

図 4 を見ると一か所だけ他の値と大きく外れた個所がある。これは外れ値，または異常値と呼ばれる。このように，不規則変動には規則的な変動から大きく外れた傾向がある。

原系列を要素に分解し，原系列の予測値を求めるため，要素の予測値を合成するためには，要素がどのように結合しているかを仮定しなければならない。この結合方法として，加法モデルと乗法モデルが提案されている。

加法モデル：原系列の変動が，各要因の和で構成されているとするモデル

$$\hat{S}_t = T_t + C_t + S_t + I_t \quad (12)$$

乗法モデル：原系列の変動が，各要因を乗じた形で構成されているとするモデル

$$\hat{S}_t = T_t \times C_t \times S_t \times I_t \quad (13)$$

加法モデルでは，固定量の変動成分値が加算されるだけのため，パターンの幅が一定である。一方，各変動要因の積となる乗法モデルでは，傾向変動の変化に比例して変動するため，循環変動や季節変動の振幅も増大して大きな変動幅となる特徴がある。

加法モデルと乗法モデルのどちらが適しているか理論的に判断するのは容易ではない。実際の結果データに当てはめながら，それまでの経験などを元に検討して選択する。

TCSI 分離法の問題点として，原系列の TCSI 系列への分離，TCSI 要素毎の予測，要素毎の予測値の合成を行う必要があり，計算手順が複雑になるという点がある。

3.2.4 確率過程モデル

確率過程モデルとは，時間と共に変化する確率現象をモデル化したモデルで，ARMA モデル，ボックス・ジェンキンス法，カルマンフィルターなどがある。また，ARMA モデルには，AR モデル，SARIMA モデルなどのいくつかのバリエーションがある。これらは，予測対象の時系列データの変動構造のみに着目して予測を行うという点で共通性がある。ここでは，AR モデル，MA モデル，ARMA モデルについて説明する。

(1) AR モデル

AR(Auto-Regressive)モデルとは、自己回帰という意味で、自らの動きを自らの過去の値で説明することを意味する。AR モデルは一般的に次のような式で表すことができる。

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \cdots + \varphi_p y_{t-p} + w_t \quad (14)$$

ここで、 y は時系列の値、 t は時点、 φ は自己回帰係数、 w_t はホワイトノイズである。ここでいう、ホワイトノイズというのは、確率的に決まる変数であり、どのような値がでるのかは事前にはわからないが、全くでたらめというわけではなく、ある一定の幅内で不規則に変動し、全体を通して平均するとゼロとなるような変数である。言い換えれば、自己相関の全くない確率変数である。式(14)は、AR モデルでは p 個の過去のデータの線形和と、ホワイトノイズで与えられることを示している。これをAR(q)と表す。

(2) MA モデル

MA(Moving Average)モデルの式は次のように表すことができる。

$$y_t = w_t + \theta_1 w_{t-1} + \theta_2 w_{t-2} + \cdots + \theta_q w_{t-q} \quad (15)$$

ここで、 θ はパラメータである。MA モデルはAR モデルとは違い、時系列の値が過去のホワイトノイズの線形和として表される。これをMA(q)と表す。

(3) ARMA モデル

ARMA(Auto Regressive Moving Average)モデルは、AR モデルと MA モデルを組み合わせたモデルである。ARMA(p, q)式を次に示す。

$$y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i w_{t-i} + w_t \quad (16)$$

ARMA(p, q)においては、時系列の値がAR, MA, ホワイトノイズの線形和によって与えられる。また、ARIMA(p, d, q)モデルとは、時系列について d 回の差分(階差)をとった上でARMA(p, q)モデルにあてはめたモデルである。

3.3 CENSUS 局法 X-12-ARIMA

X-12-ARIMA はアメリカ CENSUS 局(U.S. Census Bureau) で開発された季節調整法(Seasonal Adjustment) である。アメリカ商務省 CENSUS 局では 1950 年代前半に移動平均法を基礎とした季節調整法の研究が行われ、1954 年に最初の季節調整法のコンピューター・プログラムが開発された。このプログラムは CENSUS 局法 I 呼ばれた。1956 年には、これをさらに改良した CENSUS 局法 II と呼ばれるプログラムが開発された。この後、CENSUS 局法は、文字 X と一連の番号が付けられて、順次改良版が開発されていった。このうち最初に公表された CENSUS 局法が X-3(1961 年) で、その後、順次 X-8, X-9, X-10, X-11 が公表された。

このうち X-11 は、この時期までの CENSUS 局における季節調整法の開発過程において 1 つの頂点に達する CENSUS 局法であった。

CENSUS 局では、X-11 の公表後もさらに季節調整法の研究・開発が進められ、X-11 の改良版である CENSUS 局法 X-12-ARIMA が 1996 年 6 月に公表された。この時、公表されたのは評価目的用のベータ・バージョンと呼ばれる CENSUS 局法であった。番号で表すバージョンでは、version 0.1 であった。その後、1998 年 2 月には X-12-ARIMA のファイナル・バージョンが公表された。これは、version 0.2 であった。

3.3.1 X-12-ARIMA の構成

以下、X-12-ARIMA の大まかな構成を述べるが、詳細については文献[11], [12]などに記載されている。X-12-ARIMA は、次の 3 つのプロセスから成っている。

第 1 には、季節調整を行う前にデータの事前調整を行う。この事前調整を行うために、REGARIMA と呼ばれる時系列モデルにより、データに含まれる異常値やレベルシフト、曜日変動等を回帰式を用いて推計し、これらをあらかじめ原系列から除去する。こうすることは、季節調整した後のデータが不安定になることを防ぐ効果がある。REGARIMA とは、Regression (回帰) と ARIMA モデルを組み合わせたモデルのことである。

第 2 には、REGARIMA を用いて原系列の予測値を推計した上で、この予測値と原系列をつないだ系列に対して X-11 を用いて季節調整を行う。これにより、データの末端部分についても、片側移動平均ではなく、両側のデータを用いた移動平均をすることができる。その結果、末端部分での移動平均によるゆるみが少なくなり、季節調整系列を安定化させる効果がある。

第 3 には、季節調整をした結果について、統計的な分析などにより、適切に季節調整が行われたかどうかを診断する機能が付いていることである。

こうしたX-12-ARIMAの3段階の季節調整の手順は、

- ① REGARIMA による原系列の事前調整パート
- ② 従来の X-11 による季節調整パート
- ③ 事後診断パート

の3つのパートから成り立っている（図5）。

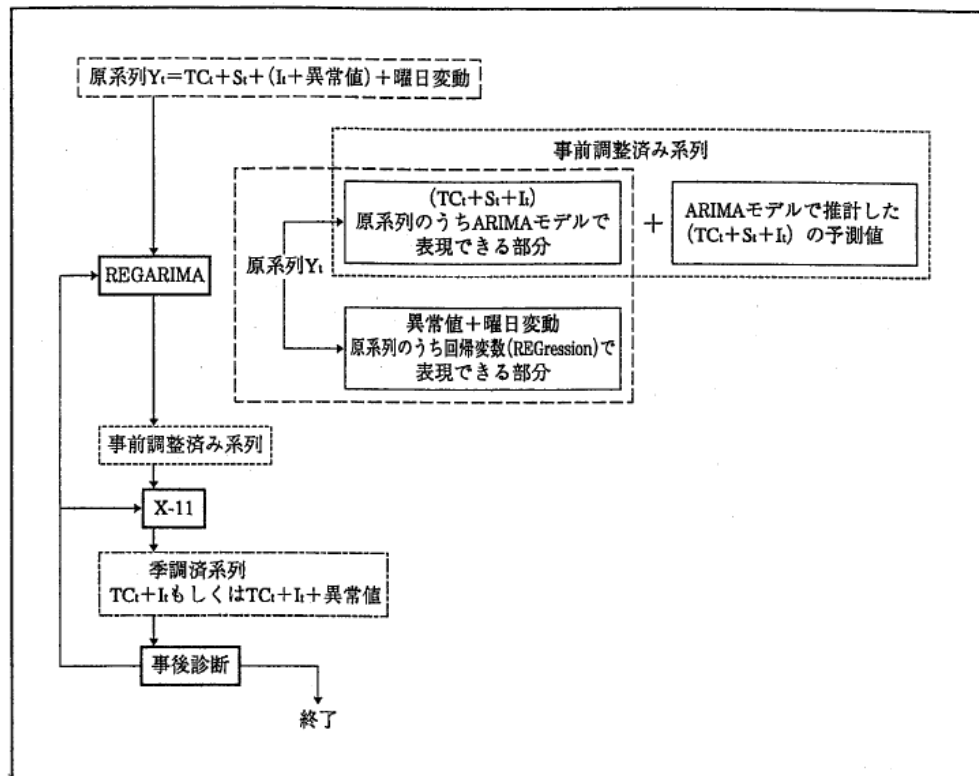


図 5. X-12-ARIMA 手順 ([11]より引用).

第1のパートでは、REGARIMAを用いて、原系列をARIMAモデルで表現できる部分と、異常値、曜日変動等により説明される部分に分解する。その上で、ARIMAモデルを用いて推計した予測値と、ARIMAモデルで表現された実績データとをつなぎ合わせた「事前調整済み系列」を作成する。第2のパートでは、このようにして得られた「事前調整済み系列」に対して、従来のX-11による季節調整を行う。ここでは、データの末端も先行きの予測値を用いた両側のデータによる移動平均が可能であり、また、異常値や曜日変動等による攪乱を受けることがないため、移動平均による調整で季節変動をより適切に除去できると考えられている。

第3のパートでは、季節変動が過不足なく除去されているかを統計的な手法によりチェックするとともに、季節調整系列の安定性についての診断を行う。季節調整系列の安定性とは、ある統計データに、時間の経過とともに新しいデータが付け加わったとき、そのデータを含めて季節調整を行った場合、これまでの最近時点での季節調整値がどの程度変化するかを見て、変化が小さければ安定性が高いと判断する。この場合、季節調整値の安定性が高いほど、望ましい季節調整の方法であると評価される。

第3のパートの結果次第では、REGARIMAにおけるモデル化の方法や異常値、曜日変動等の調整の仕方を再検討して、変更することとなる。

3.3.2 X-12-ARIMA の特徴

X-12-ARIMAの最大の特徴は、REGARIMAによる原系列の事前調整にある。具体的には次の2点があげられる。

- ① REGARIMA を用いて、原系列からレベルシフトや異常値、および曜日変動を推計・除去すること。
- ② REGARIMA を用いて原系列の予測値(3～5 年)を推計した上で、この予測値と実際の原系列をつなげた系列に対して移動平均を行うことにより、系列の末端部分においても後方移動平均ではなく中心移動平均によって季節変動の推計を可能にしていること。

また、X-12-ARIMAはX-11の2つの問題点を是正した移動平均型季節調整法である。2つの問題点とは、

- ① 時系列の末端部分においては、後方移動平均により季節変動の推計を行っていることなどから、新規データを追加すると直近部分の季節調整済系列が大幅に改定されてしまうこと。
- ② 異常値や曜日変動などが原系列に混入している場合には、移動平均によって季節変動を適切に抽出できないこと。

である。

3.3.3 X-12-ARIMA の問題点

X-12-ARIMA の問題点としては、官庁統計の実務家などの間では関心が高まっているが、具体的な内容についての本格的な解説が少なくとも邦文ではほとんど存在していない点や、与えられた時系列データから適切なREGARIMAモデルを選択するにはかなりの統計的知識と経験が必要な点など、実際に使うにはかなり敷居が高いことが挙げられる。

第4章 提案手法

4.1 適用対象

提案手法では、季節変動及び傾向変動があるデータを対象とする。また、用いる実績データは月別とする。

4.2 予測値の算出手順

提案手法の手順について説明する。

① 季節変動の除去

まずデータから傾向変動を読み取る。しかし、データには季節変動があるため原系列データでは傾向変動を読み取るのは困難である。そこで、傾向変動を読み取るために季節変動の除去を行う。ここでは、12 ヶ月移動平均法を用いて除去を行う。

② 傾向変動を求める

季節変動の除去を行った後、最小二乗法により、回帰式を求める。ここで、用いる m 個の実績値を $y_1, y_2, \dots, y_m$ ($x = 1, 2, \dots, m$) とすると、第3章より求める回帰式は

$$y_m = f(x) = ax + b \quad (17)$$

と表すことができる。傾向変動は回帰式の傾きである。

③ 傾向変動の除去

次に、季節変動を読み取る。しかし同様に、原系列データでは傾向変動があるため適切な季節変動を読み取ることは困難である。そこで、求めた回帰式を利用して原系列データから傾向変動の除去を行う。傾向変動の除去を行った値を $g_1, g_2, \dots, g_m$ ($x = 1, 2, \dots, m$) とすると、求める値は

$$g_m = y_m - ax \quad (18)$$

となる。

④ 季節変動を求める

季節変動を求めるため、 g_m を月別に分類する．月を $l(1, 2, \dots, 12)$ ，年数を $t(1, 2, \dots, u)$ とすると，分類した結果の例を表 1 に表す．

表 1. g_m を分類した例.

	1 年	2 年	...	u 年
1 月	g_1	g_{13}	...	g_{m-11}
2 月	g_2	g_{14}	...	g_{m-10}
:	:	:	...	:
12 月	g_{12}	g_{24}	...	g_m

次に，各年の 1 月を基準とし，各月と 1 月との差を求め，月別の差の平均を求める．ここで，1 月を基準としているため，1 月の差の平均は 0 となる．

t 年 l 月と同年 1 月の差 h ，及び l 月の差の平均 $\bar{h}_l$ は次のように表すことができる．

$$h_{tl} = g_{t1} - g_{tl} \quad (19)$$

$$\bar{h}_l = \frac{h_{1l} + h_{2l} + \dots + h_{ul}}{u} \quad (20)$$

⑤ 予測値を求める

上記で求めた傾向変動 $ax + b$ ，季節変動 $\bar{h}_l$ を用いて予測値 e は次のように求める．

$$e_{tl} = (b + \bar{h}_l) + ax \quad (21)$$

以上が提案手法の流れである．

第5章 数値実験

本章では、提案法の有効性を確認するため、埼玉県戸田市の給水量の実績値データを用いて数値実験を行う。実験の対象とした期間は、平成14年から平成21年である。

5.1 対象地域の傾向分析

戸田市の平成14年から平成21年までの給水量、及び給水人口を図6に示す。[13][14]

これを見る限り、戸田市の給水人口は平成14年から平成21年まで増加の一途を辿っている。しかし、今日の少子高齢化による人口減少を考慮すると、今後は減少傾向になると予想される。

一方、給水量においては、給水人口とは逆に若干ながら減少傾向にある。これは、近年の水道代金の値上げを意識した節水や、電機メーカーなどによる節水機器の普及等の影響と考えられる。よって、今後の給水量の伸びは期待できないと推測される。

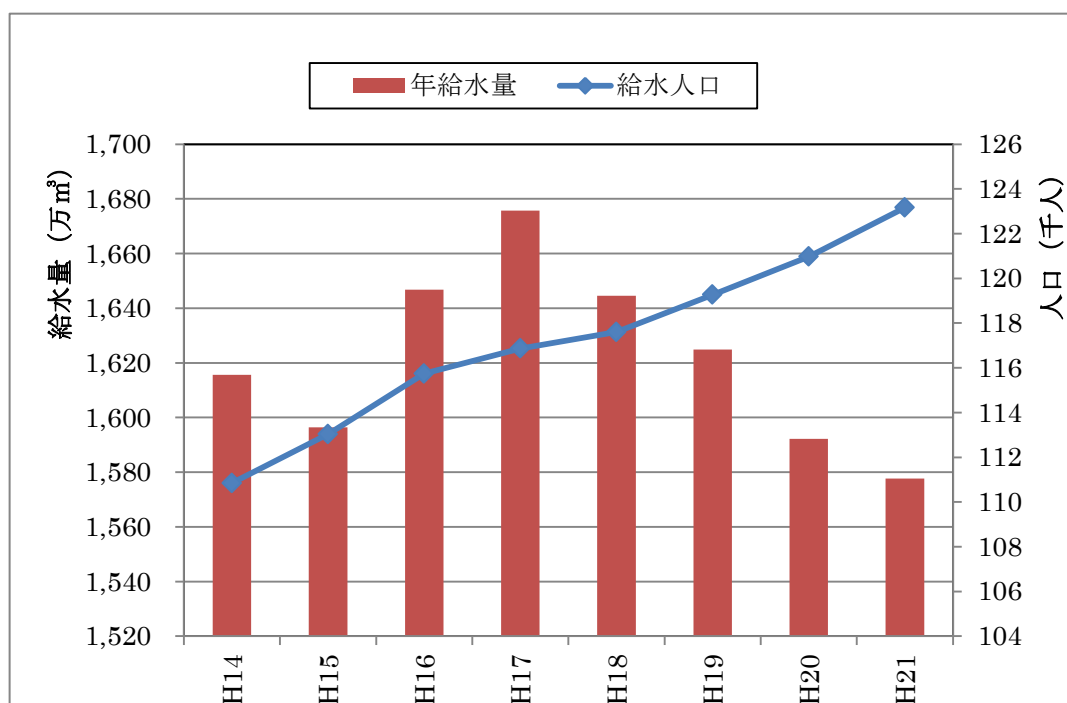


図6. 戸田市の給水量・給水人口。

戸田市の平成14年から平成21年までの給水量の月別実績値を、傾向を読み取るため、12ヶ月移動平均法を用いて季節調整を行ったグラフを図7に表す。図7を見ると、平成17年ほどまでは上昇傾向にあるが、それ以降は減少傾向にあることが分かる。また、上記で述べた通り、これからの給水量は減少傾向にあることが予想される。よって、需要予測に用いる実績値データは、上昇傾向にであった平成17年までを除いた減少傾向である平成17年以降のデータのみを用いた方が効果的であると予測できる。よって提案手法での数値実験には平成17年以降のデータのみを用いる。

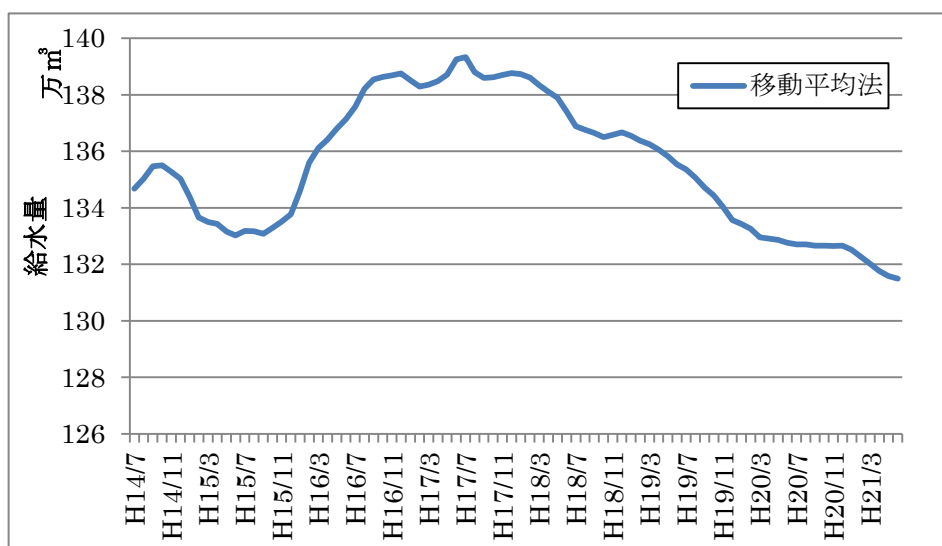


図7. 給水量実績値の移動平均.

次に、季節による変化を読み取るため、本市の平成14年から平成21年までの月別実績値を、年別に比較したグラフを図8に表す。

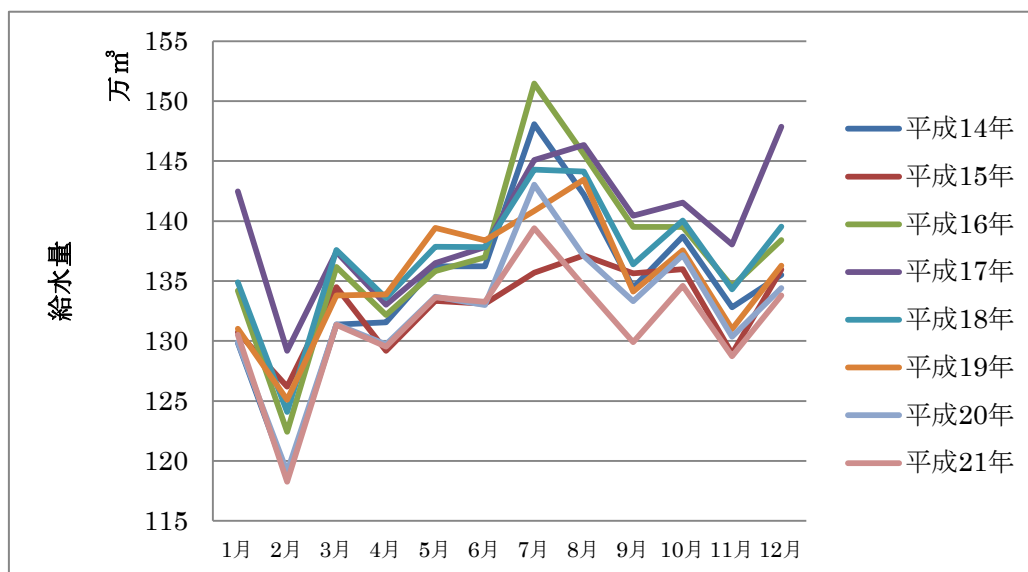


図8. 月別給水量の比較.

図 8 を見ると、どの年も 2 月の給水量は他の月に比べて少なく、逆に 7 月は多くなるなど、月に関連して変動していることが分かる。よって、本市の給水量は月によって規則的な変動、すなわち季節変動をすることが予想される。

以上により、対象地域は提案手法の適用が可能であると判断できる。ここで、平成 17 年から平成 21 年までの月別給水量実績値を表 2 に示しておく。

表 2. 月別給水量実績値 (m³/月).

	平成 17 年	平成 18 年	平成 19 年	平成 20 年	平成 21 年
1 月	1,424,830	1,349,000	1,310,260	1,299,030	1,305,180
2 月	1,291,840	1,240,760	1,251,100	1,190,870	1,182,770
3 月	1,374,260	1,375,810	1,337,890	1,313,920	1,313,570
4 月	1,330,260	1,335,960	1,338,680	1,297,130	1,295,210
5 月	1,364,840	1,378,560	1,394,190	1,337,000	1,336,490
6 月	1,378,220	1,378,230	1,383,920	1,329,880	1,332,690
7 月	1,450,920	1,442,940	1,408,370	1,430,480	1,394,130
8 月	1,463,460	1,441,400	1,434,700	1,370,810	1,345,780
9 月	1,404,390	1,363,920	1,341,160	1,333,290	1,298,910
10 月	1,415,390	1,400,460	1,375,700	1,371,750	1,345,920
11 月	1,380,320	1,343,080	1,310,040	1,303,650	1,287,380
12 月	1,478,550	1,395,430	1,362,840	1,344,090	1,338,120

5.2 提案手法による予測

第 5 章で述べた提案手法の手順通りに実績値を用いて数値実験を行う。

① 季節変動の除去 及び ② 傾向変動を求める

以下に 12 ヶ月移動平均法を用いて季節変動の除去を行った実績値及び求めた回帰直線を合わせたグラフを図 9 に示す。

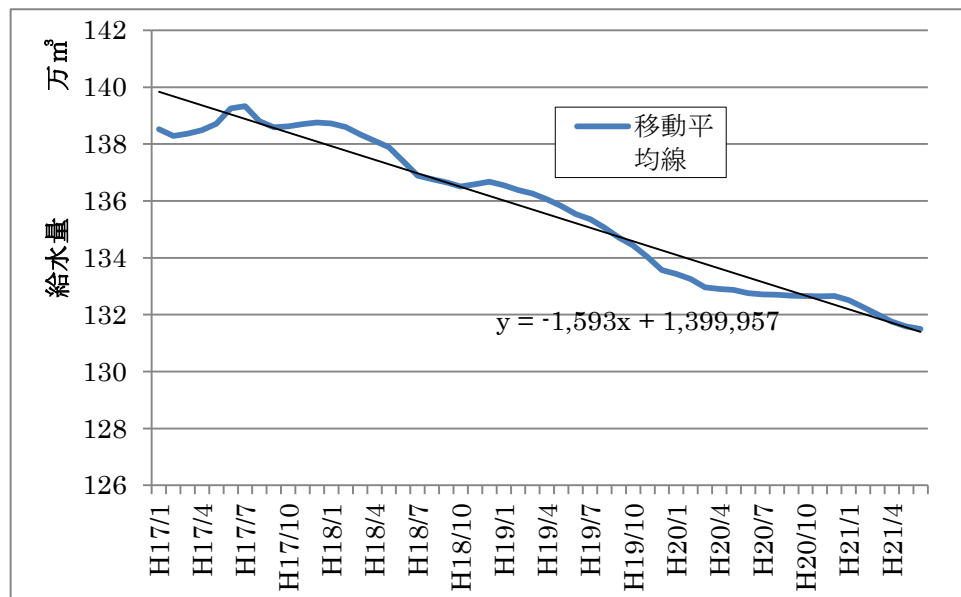


図 9. 季節変動の除去及び回帰直線.

回帰直線の式は

$$y = -1,593x + 1,399,957 \quad (22)$$

である.

③傾向変動の除去

傾向変動を除去するために、求めた式(22)を式(18)に代入すると

$$g_m = y_m + 1,593x \quad (23)$$

となる.

④季節変動を求める

式(23)を用いて、実績値から傾向変動を除去した値は表 3 のようになった.

表 3. 傾向変動の除去(m³/月).

	平成 17 年	平成 18 年	平成 19 年	平成 20 年	平成 21 年
1 月	1,424,830	1,368,121	1,348,502	1,356,393	1,381,663
2 月	1,293,433	1,261,474	1,290,935	1,249,826	1,260,847
3 月	1,377,447	1,398,118	1,379,319	1,374,469	1,393,240
4 月	1,335,040	1,359,861	1,381,702	1,359,273	1,376,474
5 月	1,371,214	1,404,054	1,438,805	1,400,736	1,419,347
6 月	1,386,187	1,405,318	1,430,129	1,395,210	1,417,141
7 月	1,460,480	1,471,621	1,456,172	1,497,403	1,480,174
8 月	1,474,614	1,471,675	1,484,096	1,439,326	1,433,417
9 月	1,417,137	1,395,788	1,392,149	1,403,400	1,388,141
10 月	1,429,731	1,433,922	1,428,282	1,443,453	1,436,744
11 月	1,396,254	1,378,135	1,364,216	1,376,947	1,379,798
12 月	1,496,077	1,432,078	1,418,609	1,418,980	1,432,131

次に, 式(19), (20)を用いて各年の 1 月と各月の差を求め, 月別の差の平均を求める. 求めた差と差の平均は表 4 のようになった. また, 第 4 章で述べた通り 1 月を基準としているため 1 月の差の平均は 0 となる.

表 4. 各年の 1 月と各月の差(m³/月).

	平成 17 年	平成 18 年	平成 19 年	平成 20 年	平成 21 年	平均
1 月(基準)	1,424,830	1,368,121	1,348,502	1,356,393	1,381,663	0
2 月	-131,397	-106,647	-57,567	-106,567	-120,817	-104,599
3 月	-47,383	29,997	30,817	18,077	11,577	8,617
4 月	-89,790	-8,260	33,200	2,880	-5,190	-13,432
5 月	-53,616	35,934	90,304	44,344	37,684	30,930
6 月	-38,643	37,197	81,627	38,817	35,477	30,895
7 月	35,650	103,500	107,670	141,010	98,510	97,268
8 月	49,784	103,554	135,594	82,934	51,754	84,724
9 月	-7,693	27,667	43,647	47,007	6,477	23,421
10 月	4,901	65,801	79,781	87,061	55,081	58,525
11 月	-28,576	10,014	15,714	20,554	-1,866	3,168
12 月	71,247	63,957	70,107	62,587	50,467	63,673

⑤予測値を求める

上記で求めた式(22)を式(21)に代入すると, 予測式は

$$e_{tl} = (1,399,957 + \bar{h}_l) - 1,593 x \quad (24)$$

となる. 手順④で求めた各月の 1 月との差の平均を式(24)に代入し, 平成 22 年の給水量の予測値を求めると表 5 のようになった.

表 5. 提案手法による平成 22 年の予測値($\text{m}^3/\text{月}$).

	予測値
1 月	1,302,745
2 月	1,195,065
3 月	1,304,043
4 月	1,283,871
5 月	1,327,624
6 月	1,326,887
7 月	1,392,840
8 月	1,381,996
9 月	1,317,219
10 月	1,343,839
11 月	1,289,765
12 月	1,345,353

5.3 X-12-ARIMA による予測

CENSUS 局法 X-12-ARIMA を用いて平成 22 年の予測を行うと, 結果は表 6 のようになった. また, 使用したプログラムは次の通りである.

```
series{
  title="arima"
  file=("C:\Users\toshihiro yoshida\Desktop\arima\date.dat")
  start=2005.01
  span=(2005.01,2009.12)
  period=12
}
transform{function=log}
  regression{variables=lom }
arima{model=(0 1 1)(0 1 1)}
estimate{}
outlier{types=ao}
forecast{maxlead=12}
x11{ appendfcst=yes save=(d12 d10 d13)}
history{}
```

ARIMA モデルの決定は, AIC によって定めた. AIC とは, 赤池情報基準といい, モデルの候補となる複数の推定結果の優劣を診断する指標の一つである.

表 6. X-12-ARIMA による平成 22 年の予測($\text{m}^3/\text{月}$).

	下位	予測値	上位
1 月	1,235,880	1,277,364	1,320,240
2 月	1,131,893	1,170,593	1,210,617
3 月	1,246,392	1,288,229	1,331,469
4 月	1,229,913	1,271,196	1,313,865
5 月	1,269,599	1,312,215	1,356,260
6 月	1,265,120	1,307,584	1,351,475
7 月	1,329,059	1,373,670	1,419,779
8 月	1,287,806	1,331,033	1,375,710
9 月	1,241,401	1,283,070	1,326,137
10 月	1,282,625	1,325,677	1,370,175
11 月	1,225,017	1,266,136	1,308,635
12 月	1,271,495	1,314,174	1,358,286

ここで, 下位は起こりうる変動の最小値の予測値, 上位は起こりうる変動の最大値のことである.

また, X-12-ARIMA を用いて出力したグラフを以下に示す.

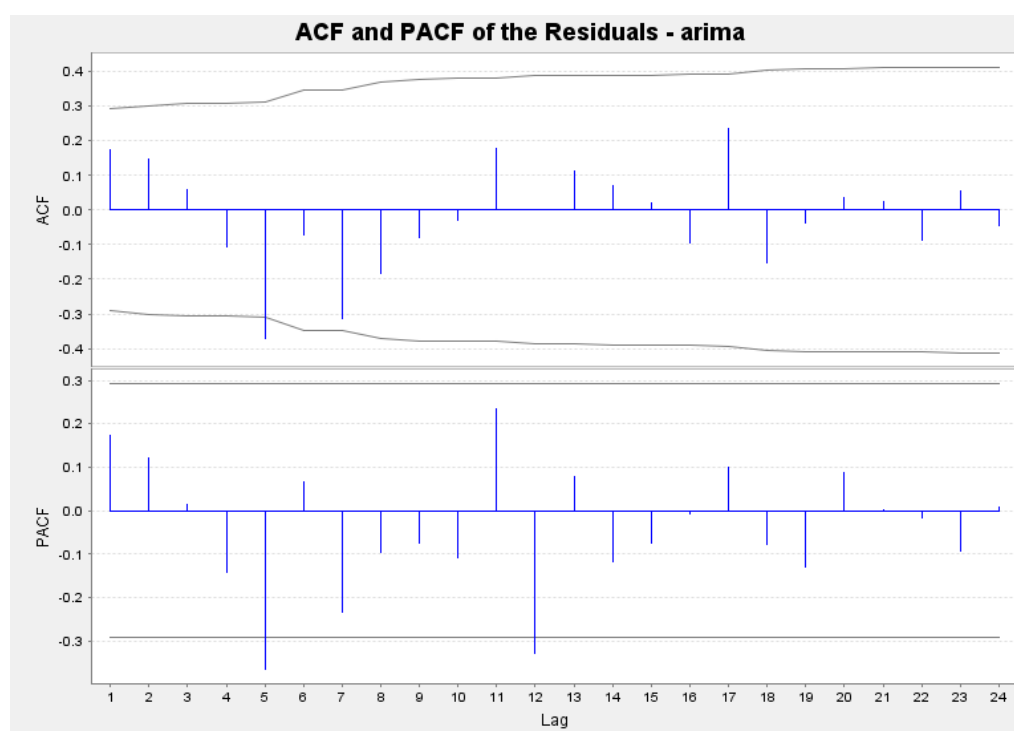


図 10. 残差の自己相関関数と偏自己相関関数.

図 10 は残差の自己関数(ACF : Auto Correlation Function)と偏自己相関関数(PACF : Partial Auto Correlation Function)を表したグラフである。

xの横軸はlag, 縦軸は自己相関の大きさである。また2本の薄い黒色の線は95%信頼区間である。ACF及びPACFの値が95%信頼区間を表す線の内側に入っていれば、残差の系列が定常であるといえる。なお、2, 3個程度信頼区間外に落ちた場合も定常であると考え、定常ではない場合はモデルの再考の余地がある。図10を見ると、95%信頼区間の外側へは3個しかないため、この系列は定常であると判断できる。

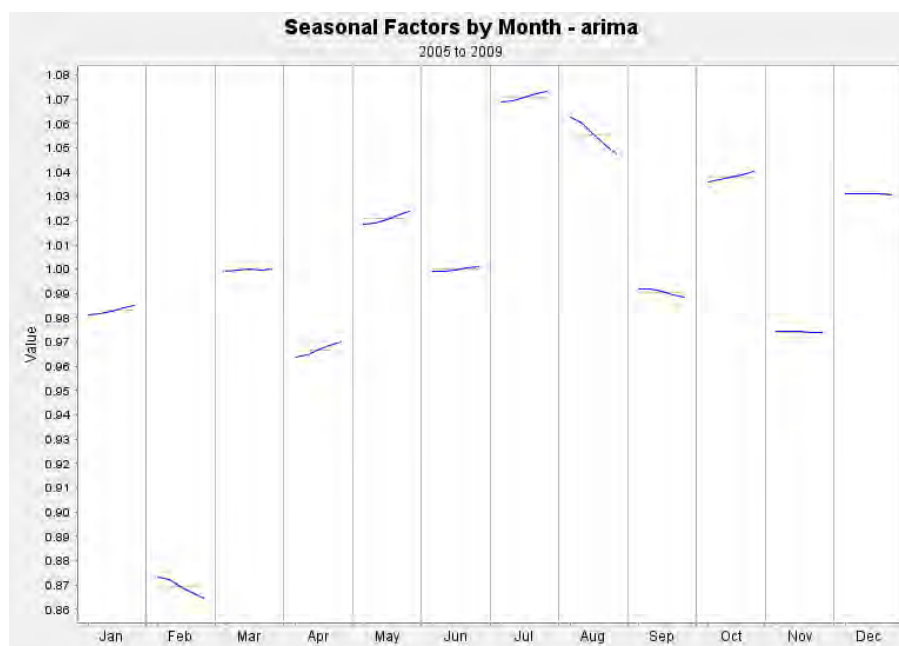


図 11. 月による季節要因

図 11 は、月による季節要因の有無を表したグラフである。これを見ると、月によって値は変わり、隣り合う月とも値が離れている月が多いことが分かる。よって実績値は月による季節要因があると判断できる。

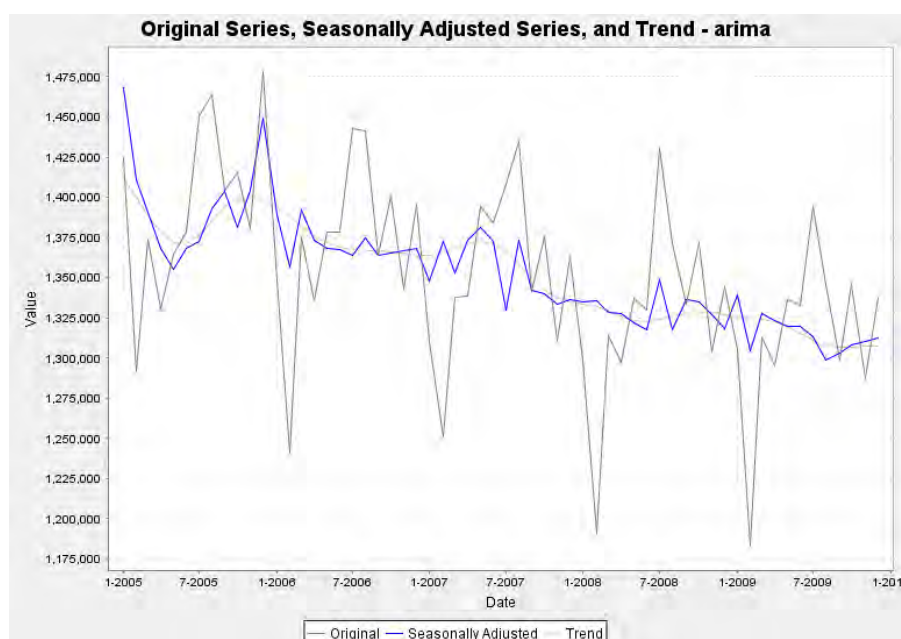


図 12. 原系列データと季節調整済データと傾向.

図 12 は、原系列データと、X-12-ARIMA によって季節調整した値と算出した傾向を表したグラフである。傾向変動より、実績値は減少傾向にあることが分かる。

5.4 評価

平成 22 年の実績値と提案手法によって算出した予測値および X-12-ARIMA によって算出した予測値は表 7、図 13 のようになった。

表 7. 平成 22 年の実績値と予測値(m³/月).

	実績値	提案手法	X-12-ARIMA
1 月	1,307,500	1,304,353	1,277,364
2 月	1,192,530	1,198,161	1,170,593
3 月	1,288,440	1,309,783	1,288,229
4 月	1,285,770	1,286,141	1,271,196
5 月	1,334,600	1,328,909	1,312,215
6 月	1,338,470	1,327,281	1,307,584
7 月	1,410,440	1,392,061	1,373,670
8 月	1,416,220	1,377,923	1,331,033
9 月	1,342,190	1,315,027	1,283,070
10 月	1,334,510	1,348,537	1,325,677
11 月	1,294,970	1,291,587	1,266,136

12 月	1,334,090	1,350,499	1,314,174
------	-----------	-----------	-----------

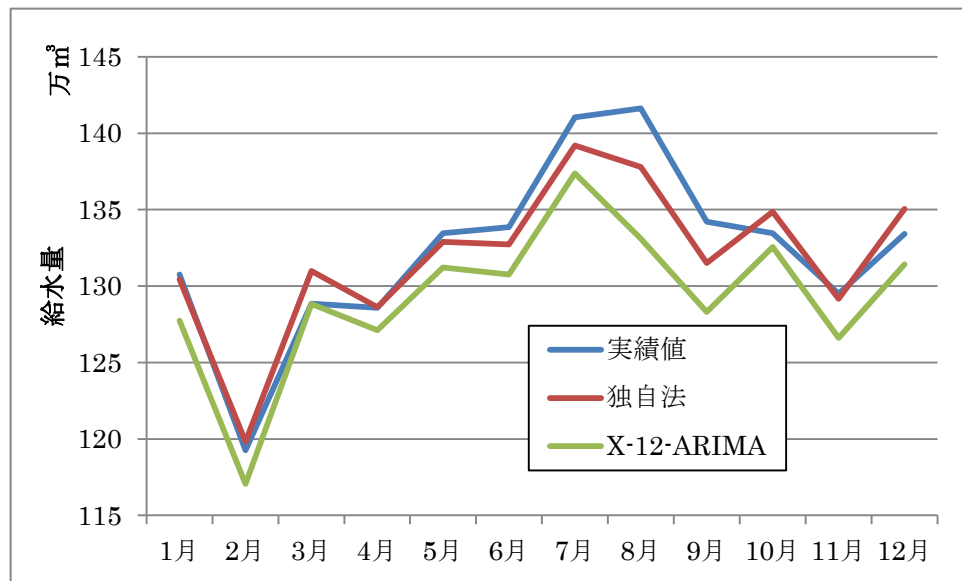


図 13. 平成 22 年の実績値と予測値の比較.

提案法と X-12-ARIMA による予測値の精度を比較するため、実績値と予測値の平均絶対誤差を求める。平均絶対誤差は次のように表す。

$$\left(\sum_{T=1}^m |y_T - e_T| \right) / m \quad (25)$$

ここで、 T は時系列を表す独立変数とする。

提案法と X-12-ARIMA による予測値の絶対誤差及び平均絶対誤差は表 8 のようになった。

表 8. 提案手法と X-12-ARIMA による予測値の絶対誤差(m³/月).

	提案手法	X-12-ARIMA
1 月	3,147	30,136
2 月	5,631	21,937
3 月	21,343	211
4 月	371	14,574
5 月	5,691	22,385
6 月	11,189	30,886
7 月	18,379	36,770
8 月	38,297	85,187
9 月	27,163	59,120
10 月	14,027	8,833

11 月	3,383	28,834
12 月	16,409	19,916
合計	165,029	358,789
平均	13,752	29,899

よって、平均絶対誤差が X-12-ARIMA より提案手法の方が近いため、2010 年の予測値は提案手法の方が実績値に近いことが分かった。

また、二つの手法の予測値と実績値との平均誤差率を求める。
平均誤差率は次のように表す。

$$\left\{ \left(\sum_{T=1}^m |y_T - e_T| \right) / m \right\} / \frac{y_1 + y_2 + \cdots + y_T}{m} \times 100 \quad (26)$$

平成 22 年の予測値の平均誤差率は次のようになった。

表 9. 提案手法と X-12-ARIMA による予測値の平均誤差率(%).

	独自法	X-12-ARIMA
平均誤差率	1.04	2.26

第6章 おわりに

本論文では、季節調整法に基づいた水需要予測手法を提案した。提案した手法は、季節変動及び傾向変動があると予想される月別データを対象とし、用いた実績値データの翌年の 12 ヶ月の水需要予測を行った。

また、提案手法の有効性を確認するために、埼玉県戸田市の給水量実績値データを用いて、季節調整法の先行研究であるアメリカ CENSUS 局法 X-12-ARIMA との比較を行った。ここで、埼玉県戸田市水道部や大阪府水道部の水需要予測の手法はアルゴリズムが非公開であったため比較の対象から外した。埼玉県戸田市の平成 17 年から平成 21 年までの実績値データを用いて平成 22 年の給水量の予測を行い、平均絶対誤差を調べた結果、X-12-ARIMA より提案手法の方が実績値に近いことが確認された。

埼玉県戸田市の平成 17 年から平成 21 年までの実績値を分析した結果、他の値から大きく離れた異常値は見つからなかったため、今回の実験では異常値の考慮は提案手法の工程には取り入れなかった。しかし、実績値に異常値がある場合は適切に異常値の

処理を行わなければ、予測値に大きく誤差が出てしまう。従って、異常値がある場合にそれを観測し適切な除去を行う手法を考える必要がある。

また、今回は考慮に入れなかったが、太陽暦と地球の自転速度とのずれを修正するために4年に一度、他の3年よりも日数が多い閏年と呼ばれる年がある。僅かではあるが、閏年とそうでない年とでは日数に差があるため、より精度の高い予測を行うにはこれらも考慮することが望ましい。

本研究の目的は、水道設備の更新および構築のための給水量の予測である。従って、更新した水道設備の老朽化が予想される40年後までの水道設備を行うための給水量の予測が必要である。今回は、提案手法の有効性を示すため、実績値が用意できた平成22年の予測を行ったが、目的のためには実績値が用意できない40年後までの予測が必要となる。よって今後の更なる課題としては、実績値の用意できない将来の予測結果の評価などがあげられる。

参考文献

- [1]戸田市水道部 “戸田市水道ビジョン” (2011)
- [2]大阪府水道部 “大阪府水道用水供給事業の水需要予測結果” (2009)
- [3] 植村哲士, 宇都正哲, 福地学, 中川広之, 神尾文彦: “2040 年の日本の水問題(上) 人口減少下における水道事業の存立基盤確保の必要性”, 知的資産創造 pp.81-87 (2007)
- [4] 国際連合食糧農業機関(FAO) “aquastat” (2003)
- [5] 国土交通省土地・水資源局水資源部 “日本の水資源-渇水に強い地域づくりにむけて” (2006)
- [6]常松淳: “多品種・短ライフサイクル商品における短期需要予測”, 長岡科学技術大学修士論文 pp.20-25 (2006)
- [7]円山由次郎: “需要予測と時系列分析” (1963)
- [8]本多正久: “経営のための需要の分析と予測”, 産能大学出版部(2000)
- [9]上田太一郎: “Excel で学ぶ時系列分析と予測”, オーム社(2006)
- [10]春日井博: “需要予測入門”, 日刊工業新聞社, (1967)
- [11]日本銀行調査統計局 “季節調整法について”, 日本銀行月報(1996)
- [12]奥本佳伸: “季節調整法プログラム CENSUS 局法 X-12-ARIMA の version0.3 について”, 千葉大学経済研究第 24 巻第 3・4 号(2010)
- [13]戸田市 上下水道部 水道業務課・水道施設課 “平成 23 年 水道事業統計” (2012)
- [14] 戸 田 市 情 報 ポ ー タ ル サ イ ト : 戸 田 市 の 統 計 デ ー タ
<http://www.city.toda.saitama.jp/index.html>(2012 年 11 月確認)