

論文 (Original article)

指数平滑法と ARIMA 法予測の精度評価—スギとヒノキ丸太月次価格の予測を例に

道中 哲也^{1)*}、岡 裕泰¹⁾、久保山 裕史¹⁾、山本 伸幸¹⁾

要旨

本研究では、2002 年 1 月から 2016 年 12 月までの月次データを用いて、2010 年 1 月から 2016 年 12 月までの期間において、指数平滑法と ARIMA 法によるスギとヒノキ中丸太の月次価格の予測精度を評価した。その結果、2つの予測手法に関しては、指数平滑法と ARIMA 法との間で誤差の大きさに有意な差がないことが判明した。また、予測期間が長くなると、予測精度が低くなるが、その関係について定量的に明らかにした。さらに、予測期間が 8 カ月以内の場合、指数平滑法と ARIMA 法予測の平均絶対誤差が価格変動の平均絶対変動額より小さいことを 5% の有意水準で検出し、単純法予測より有効な予測手法だと言える。しかし、単純季節調整法予測の誤差と比べると、指数平滑法と ARIMA 法予測の平均絶対誤差が単純季節調整法予測より小さいことは、予測期間が 2 カ月以内のヒノキ価格予測の場合しか、5% の有意水準で検出されなかった。3 カ月以上先の予測になると、単純季節調整法予測と比べて指数平滑法と ARIMA 法による予測は精度が高いとは言えないことが示唆された。

キーワード：丸太価格、予測精度、指数平滑法、ARIMA 法、単純季節調整法、交差検証

1. はじめに

国内外の政治や経済、社会環境の変化、住宅建設などの関連産業の発展、消費傾向などの変化により、丸太月次価格は変動している。2008～09 年の世界金融危機の影響で丸太価格が低下したこともあれば、2012 年春の需給ミスマッチによる丸太価格下落もあった(遠藤 2013)。木造住宅のヒノキ利用における消費者ニーズの減少の影響で、ヒノキ丸太の価格の下落傾向が長年見られた一方、2013 年末には消費税増税による駆け込み需要の影響で、丸太価格が高騰した時期もあった。丸太価格の不安定性は、森林所有者や素材生産事業者さらには製材工場の経営の継続性に大きく影響する。この不安定な価格の問題を解決するため、需給双方の協定価格の導入が多く見られた(堀 2011, 久保山 2011, 小池・興梠 2011, 多田 2012)。言うまでもなく、この協定価格は需給関係を無視するわけではなく、近い将来の需給状況を見通して決定される。適当な価格予測分析ができれば、素材生産業者も、木材加工業者も、将来の価格の変動について有益な情報を得て、協定価格の策定に重要な参考になるであろう。また、価格変動が正常な範囲を逸脱するまえに、事前対応を実施して、マイナスの影響を最小限にすることが重要である。原木価格の変動は需給関係を反映しているので、如何に原木価格の変動を把握して森林所有者や加工業者等の経営リスクを回避し、さらに多面的な機能を持つ森

林の持続可能な発展に貢献できるかが課題である。

木材価格変動に関する研究は、少なくとも 1920 年代に始まっていた(望月 1929)。木材価格の季節変動も注目されてきた(三井 1938, 森 1970, 松下・半田 1981, 行武 1981, 松下 1984, 行武ら 2004, 久保山・立花 2014 等)。しかし、丸太価格の予測研究は少ない。もともと、商品の価格は需給関係に依存する。そして需給関係を統合した均衡モデルがいくつか構築されたが、その均衡モデルで価格を予測することは難しい。重回帰分析で、モデルを構築して、過去の価格変動を様々な要因に基づいて説明することはしばしば行われている。しかし過去の変動の説明に使った各関連の要素の将来値を予測すること自体が難しいので、過去の価格変動要因を反映したモデルを使っても、精度の高い価格予測結果を得ることが難しい。一方で、価格を予測する際に、価格だけを分析対象として、1 変量(単変量)時系列分析を行うことによって、ある程度の予測結果を得ることが可能である。森(1970)は木材価格変動を傾向変動、季節変動、循環変動、不規則変動に分解し、再びそれぞれ原系列変動に復元することで価格変動の予測を提示した。行武ら(2004)は ARIMA 法を用いて九州の民間 2 市場の木材価格の予測を行なった。Michinaka et al. (2016)は指数平滑法と ARIMA 法を用いて、スギ、ヒノキ、カラマツ中丸太の月次価格の予測を行なった。しかしながら、丸太の月次価格の予

原稿受付：平成 29 年 6 月 16 日 原稿受理：平成 29 年 11 月 10 日

1) 森林総合研究所 林業経営・政策研究領域

* 森林総合研究所 林業経営・政策研究領域 〒305-8687 茨城県つくば市松の里 1

測において、そこまでの先行研究に見られなかった指数平滑法と ARIMA 法の予測精度の評価に関しては、Michinaka et al. (2016) は、1 カ月から 12 カ月までの予測期間において、それぞれ 10 回の予測を行って予測精度を評価したが、予測精度の評価は十分とは言えない。本研究では、2002 年 1 月から 2016 年 12 月までのスギとヒノキ中丸太月次名目価格データを用いて、指数平滑法と ARIMA 法でのスギとヒノキ丸太の月次価格の予測精度を評価することを目的とする。

本論文は全 6 節からなる。第 2 節では研究対象とデータについて述べる。第 3 節では時系列データの分解手法の紹介のあと、STL 分解法を用いて、スギとヒノキ中丸太の月次価格の季節変動、傾向変動、循環変動、不規則変動について分析を行う。第 4 節では時系列データ予測の主要な手法である予測指数平滑法と ARIMA 法を用いてスギとヒノキ月次価格の予測を行う。第 5 節ではトレーニングデータを用いて予測を行って予測結果をテストデータと比べて予測精度を評価する。最後、第 6 節では全体のまとめと考察を行う。

2. 研究対象とデータ

時間の順序に従って並べられた観察値の列を時系列という(竹内 1989)。自然現象に関する時系列もあるし、社会経済現象に関する時系列もある。本研究の対象となる丸太価格は、農林水産省のホームページで、毎月 5 日ごろに公表される前月の木材価格統計調査結果の月次時系列価格である(農林水産省 2017)。具体的には、製材用の国産材スギとヒノキの中丸太(材長 3.65 ~ 4.0m、直径 14 ~ 22cm、A 材 B 材など区分なし、全国加重平均値)を研究対象とする。対象期間は 2002 年 1 月から 2016 年 12 月までの 15 年間の 180 カ月である。対象期間における物価水準の変動が小さいので、実質化せずに、月次名目価格を用いる。この期間は、2002 年に素材生産量と木材自給率が最低水準になったあと、徐々に回復してきた時期にあたる。

3. 時系列データの分解

時系列データの変動は、傾向変動(趨勢変動、トレンド)、循環変動(サイクル)、季節変動、不規則変動からなる(森 1970, 廣松ら 2006 等)。傾向変動は長期的な上昇または下降の傾向であって、直線的あるいは滑らかに推移する性質の変動である。短期的な趨勢で 1 年以内にほとんど消えてしまうような変動もある。循環変動は、景気循環によって傾向変動のまわりで上昇、下降を繰り返すものである。循環変動の周期は固定的ではなく変化するが、一般的に 2 年以上とされている(Hyndman and Athanasopoulos 2013)。季節変動は季節的に上昇、下降を繰り返すパターンを持っている。季節性がある月次データの場合は、月ごとに変動の特徴がある。この季節変動は、天候だけではなく、

社会経済活動の季節性にもかかわっている。最後に、不規則変動がある。傾向変動、循環変動、季節変動で説明しえない変動は、不規則変動であって、ランダム変動である。一般的には、原データを y に、傾向変動を T に、循環変動を C に、季節変動を S に、不規則変動を E にすれば、下記の加法式または乗法式で表すことができる:

$$\text{加法式: } y_t = T_t + C_t + S_t + E_t; \text{ あるいは, } y_t = T_t + S_t + E_t; \quad (1)$$

$$\text{乗法式: } y_t = T_t \times C_t \times S_t \times E_t; \text{ あるいは, } y_t = T_t \times S_t \times E_t \quad (2)$$

長期的な傾向を示す傾向変動なのか、景気循環による循環変動なのか、分析対象の時系列データの長さによって判別しにくい場合がある。傾向変動と循環変動を区別することが難しい場合には、循環変動と傾向変動を一緒に考えることが多い(Hyndman and Athanasopoulos 2013)。時系列データの分解には、加法式か、乗法式かを、時系列データの変動性によって選ぶことができる。

時系列データの分解の手法は、米国センサス局の X-13ARIMA-SEATS 法、日本の EPA 法と DECOMP 法、ヨーロッパの TRAMO-SEATS 法などが挙げられる。木材価格の変動分析の先行事例として、三井(1938)は Link-relatives 法を用いて、1928 年から 1933 年までの木材価格の季節変動指数を算出した。行武(1981)は木材価格の変動分析には EPA 法を用いた。松下(1984)はスペクトル分解の MEM 法を用いて製材・木製品価格などについて分析を行った。久保山(2012)と久保山・立花(2014)はセンサス局 I 法を用いて、全国平均のスギとヒノキ中丸太価格及び秋田スギ、宮崎スギ、宮崎ヒノキ、岡山ヒノキ中丸太価格分析を行った。林・立花(2013)は木材価格に対して、X-13ARIMA-SEATS 法を用いて分析を行ったあと、林・立花(2016)は、北川源四郎が開発した DECOMP を用いて、11 種の丸太と製材品の月次価格に対してトレンド、定常 AR 成分、季節成分及び、定常 AR 成分と季節成分における類似性を分析した。本研究においては、Cleveland et al. (1990)が開発した STL 法でスギとヒノキ中丸太の月次価格変動を分析する。STL は、Seasonal and Trend decomposition using Loess の省略である。移動平均だけでなく、非線形関係を扱う Loess 法(局所的に重み付けされた平滑化)(Cleveland 1979)も導入している。STL 法は、他の分解法と比べて、四半期や月次以外の時系列データの分解もできるし、移動平均計算のスパンの調整によって季節変動と傾向(循環)変動の平滑化も実現できる(Hyndman and Athanasopoulos 2013)。STL 法は、曜日効果・祝日効果などの分析はできないが、木材価格の分析においては、曜日効果・祝日効果など

Table 1. STL 法で得た月次丸太価格の季節変動

Seasonal component of monthly prices of logs by STL decomposition												単位: 円
	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
スギ	329	213	56	-70	-276	-522	-568	-286	50	305	401	368
ヒノキ	883	654	85	-401	-780	-1,134	-960	-397	101	589	658	702

注: 12 カ月の季節変動の合計がゼロ円になる。ただし、年度間季節変動の幅の変動が許されれば、連続の 12 カ月の季節変動の合計がゼロ円にならない場合がある。

の影響はわずかであろう (林・立花 2013)。

R 言語の *stl* 関数で時系列データの分解ができる (R Core Team 2016, 道中・久保山 2015)。本研究では、年度間季節変動の幅が変わらないこととし、傾向変動 (循環変動を含む) 抽出のスパンをデフォルト値とし、加法式で分解を行った。分解の結果の季節変動が Table 1 に示される。スギ丸太価格の季節変動を見ると、7 月の -568 円が最低で、その後上がって 11 月の 401 円が最高になっており、変動の幅が 969 円ほどであった。ヒノキの場合は、6 月の -1,134 円が最低で、1 月の 883 円が最高となっており、変動の幅は 2,017 円であった。加法式分解のため、季節変動の幅はそのまま金額で示される (乗法式なら、パーセンテージで表されることが多い)。

次に、傾向変動を見よう。Fig.1 の黒い線は、それぞれスギとヒノキ中丸太月次価格の原時系列データの推移である。赤の線は STL 法の分解で得た傾向変動 (循環変動も含む) である。この傾向変動の結果は、実際の価格変動に合っているので、平滑化の強度が適当だと判断される。谷や山の存在は、循環変動があることを示している。スギの場合は、2010 年ごろまで下降傾向が見られるが、2013 年 10 月から消費税増税による駆け込み需要が生じた後、上昇の傾向が見られる。ヒノキの場合は、下降の傾向が続いていたが、2015 年から下降の傾向に歯止めがかかったように見える。スギとヒノキの価格の上下のタイミングは近い。これは、スギとヒノキの主な用途が、木材住宅の建設で共通しているためであろう。Fig.1 の青い線は loess 法で平滑化した原時系列データの傾向である (STL 法分解傾向変動に対して loess 法を用いて平滑化しても数円か数十円しか変わらない)。この傾向変動は、2002 年 1 月から 2016 年 12 月までの期間全体の傾向を示している。スギの場合は、2011 年初めごろまで下がってきたが、そのあと、上昇の傾向が見られる。ヒノキの場合は、全体的に下がる傾向が見られるが、下降の程度は緩やかな方向に変わっている。

Fig.1 の赤の線で示された STL 分解法による傾向変動は、青い線の平滑化による傾向よりもっと細かい傾向を表現している。ここでは、松下・半田 (1981) にない、STL 分解法で得た傾向変動に対して、循環変動を分析してみた (Table 2)。1 つの谷から次の谷までの期間を 1 つの周期と考える。スギ価格は上昇期が 10 カ月から 22 カ月まで (平均 18 カ月) の長さになり、

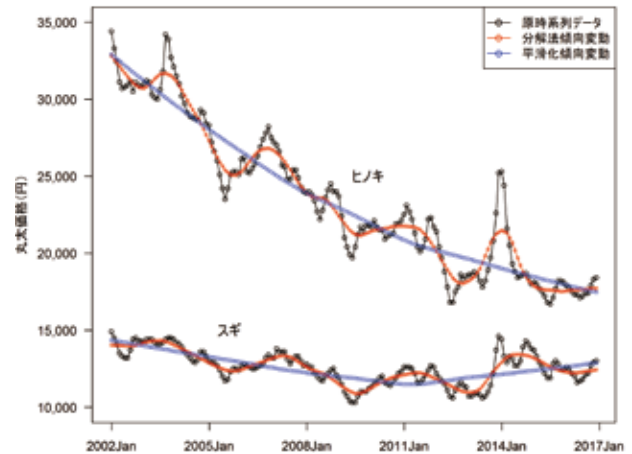


Fig. 1. スギとヒノキ中丸太月次価格の傾向変動
Trend movement of monthly prices of sugi and hinoki logs

Table 2. スギとヒノキ月次価格の循環変動
Cyclical movements of monthly prices of sugi and hinoki logs

時系列	循環番号	転換点 (年、月)			上昇 (月)	下降 (月)	周期 (月)
		谷	山	谷			
スギ	1	2002.9	2003.7	2005.9	10	26	36
	2	2005.9	2007.5	2009.7	20	26	46
	3	2009.7	2011.5	2013.1	22	20	42
	4	2013.1	2014.7	2016.3	18	20	38
	平均				18	23	41
ヒノキ	1	2003.1	2003.9	2005.11	8	26	34
	2	2005.11	2006.11	2009.9	12	34	46
	3	2009.9	2010.11	2012.11	14	30	36
	4	2012.11	2014.1	2015.11	14	22	36
	平均				12	28	38

下降期が 20 カ月から 26 カ月まで (平均 23 カ月) の長さになり、1 つの周期が 36 カ月から 46 カ月まで (平均 41 カ月) になり、3 年から 4 年の長さとなっている。ヒノキの場合は、上昇期が 8 カ月から 14 カ月まで (平均 12 カ月) の長さになり、下降期が 22 カ月から 34 カ月まで (平均 28 カ月) の長さになり、1 つの周期は約 3 年から 4 年となっている。先行研究によると、1950 年から 1979 年までは、循環変動の周期はほぼ 3 年間で、5、6 年間の場合もあった (松下・半田 1981) のに対して、2002 年から 2016 年までの間では、3 年から 4 年であった。行武 (1981) は経済の高成長期には、その周期が長く、低成長期には短くなる傾向があることを指摘し

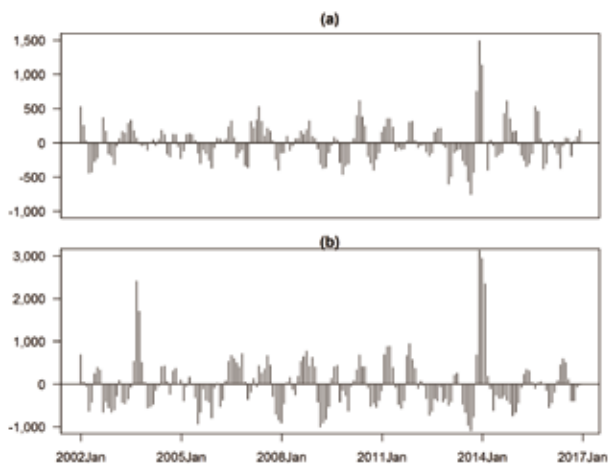


Fig. 2. STL法で得た不規則変動(単位: 円): (a) スギ; (b) ヒノキ

Irregular component of monthly prices of logs by STL decomposition (Yen): (a) sugi; (b) hinoki

た。また、本研究の対象期間中、多くの場合は、下降期が上昇期より長かったことがわかった。

時系列変動の最後の部分は、不規則変動である。Fig.2 にそれぞれ、スギとヒノキの結果を示した。一番規模の大きい不規則変動は、2014 年 4 月からの消費税増税にむけて、2013 年 10 月からの駆け込み需要による価格の高騰である。2013 年 10 月、11 月、12 月におけるスギ丸太価格の不規則変動額はそれぞれ、754 円、1,494 円、1,140 円であった。ヒノキの場合は、2013 年 12 月、2014 年 1 月、2 月のそれが、それぞれ、3,129 円、2,940 円、2,345 円であった。ヒノキ価格は高騰した後すぐ下向きになったため、高騰の後はマイナスの不規則変動になった。もう 1 つの大きい不規則変動は、2003 年秋のヒノキ価格の高騰であった。それは、住宅ローン減税の政策変動による住宅の駆け込み需要によるヒノキ価格の高騰である。Fig.2 の不規則変動の推移を見ると、世界金融危機の時期や、いわゆる 2012 年春の価格下落の時期の不規則変動は、規模が大きくなかったと考えられる。これらの時期の下落は、景気循環の変動として扱える。

4. 予測手法

4.1 指数平滑法 (ETS 法)

指数平滑法の基本的な概念は、下記の式で表すことができる。

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+1|t} &= \hat{y}_{t|t-1} + \alpha (y_t - \hat{y}_{t|t-1}), \\ \text{あるいは、} \hat{y}_{t+1|t} &= \alpha y_t + (1 - \alpha) \hat{y}_{t|t-1} \end{aligned} \quad (3)$$

前者は、 $t+1$ 期の予測値 ($\hat{y}_{t+1|t}$) を、 t 期の予測値 ($\hat{y}_{t|t-1}$) と、 t 期の予測誤差 ($y_t - \hat{y}_{t|t-1}$) を用いて計算する方法である。後者は、 t 期の実測値と予測値の重み付き平均値

である。いずれにしても、 α が 1 の場合、今期の実測値が次期の予測値となるが、 α が 0 の場合には、今期の予測値が次期の予測値となる。式 (3) の後者をさらに展開すれば、

$$\hat{y}_{t+1|t} = \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \dots \quad (4)$$

になって、係数の指数変化が見られるので、 α ($0 < \alpha < 1$) が平滑指数と呼ばれてきた。直近の実測値の重みが大きいことがわかる。この手法は 1950 年代に開発されたが (Brown 1959, Holt 2004, Winters 1960)、1980 年代以来、状態空間モデルの導入により、点予測だけでなく、区間予測 (予測値の信頼区間) の獲得、赤池情報量基準 (AIC) によってモデルの選択ができるなど多くの進歩が見られた (Hyndman et al. 2008)。更に R 言語の *forecast* パッケージ (version 7.3) (Hyndman and Khandakar 2008, Hyndman 2016a) の開発で、時系列データの指数平滑法予測がやりやすくなった。さらに Excel 2016 でも実行可能となった。Hyndman and Athanasopoulos (2013) が指数平滑法を ETS 法 (E: エラー、不規則変動。T: 傾向変動。S: 季節変動。ETS は Exponential Smoothing の略語) と表記し、状態空間モデルの形で予測モデルを体系化した。傾向変動には、傾向無し (N)、加法傾向変動 (A)、減衰加法傾向変動 (Ad)、乗法傾向変動 (M)、減衰乗法傾向変動 (Md) といった五つのパターンがある。季節変動には、季節性なし (N)、加法季節変動 (A)、乗法季節変動 (M) と 3 つのパターンがある。合わせて、15 セットの式がある (Hyndman and Athanasopoulos 2013)。エラー (E) も加法なのか乗法なのか 2 つのパターンがあって、全部で 30 種のモデルになる。エラーの状況は、区間予測に影響を与えるが、エラーの期待値はゼロであるため、点予測のモデルには反映されない。つまり、点予測は、傾向変動と季節変動の状況によって行われる。AIC 基準で、15 セットのモデルの中からインデックスの小さい最適なモデルを選ぶことができる。この計算は、*forecast* パッケージの中の関数 *ets* で行った。線形指数平滑法は ARIMA 法の特殊ケースと考えられるが、非線形指数平滑法は ARIMA 法に包含されない独自の手法である (Hyndman and Athanasopoulos 2013)。

2002 年 1 月から 2015 年 9 月までの月次データを用いた分析の結果、スギ丸太価格の変動は、ETS (M,N,A) になっている (Michinaka et al. 2016)。エラーは乗法変動 (M)、傾向変動は傾向なし (N)、季節変動は加法季節変動 (A) であった。また、ヒノキのモデル推定の結果は、ETS (M, Ad, A): 乗法エラー、減衰加法傾向変動、加法季節変動になっている。スギ丸太価格の予測モデルは下記の式 (5) ~ (7) に、ヒノキ丸太価格の予測モデルは式 (8) ~ (11) に示される (Hyndman and Athanasopoulos 2013)。

$$y_t = (l_{t-1} + s_{t-m})(1 + \varepsilon_t) \quad (5)$$

$$l_t = l_{t-1} + \alpha (l_{t-1} + s_{t-m}) \varepsilon_t \quad (6)$$

$$s_t = s_{t-m} + \gamma (l_{t-1} + s_{t-m}) \varepsilon_t \quad (7)$$

$$y_t = (l_{t-1} + \varphi b_{t-1} + s_{t-m})(1 + \varepsilon_t) \quad (8)$$

$$l_t = l_{t-1} + \varphi b_{t-1} + \alpha (l_{t-1} + \varphi b_{t-1} + s_{t-m}) \varepsilon_t \quad (9)$$

$$b_t = \varphi b_{t-1} + \beta (l_{t-1} + \varphi b_{t-1} + s_{t-m}) \varepsilon_t \quad (10)$$

$$s_t = s_{t-m} + \gamma (l_{t-1} + \varphi b_{t-1} + s_{t-m}) \varepsilon_t \quad (11)$$

ここでは、 y_t が t 期の予測値、 l_t が傾向変動の水準（レベル）の部分、 b_t が傾向変動の成長の部分、 s_t が季節変動の部分、 l_{t-1} が前期の水準、 b_{t-1} が前期の成長、 s_{t-m} が前年度同期の季節値、 m が 1 年間に含む季節の数（ここでは、 $m = 12$ ）、 ε_t がエラーである。また、 α 、 β 、 γ 、 φ は、それぞれ、水準、成長、季節変動、減衰傾向変動の平滑パラメータである。一般的には、 $0 < \alpha, \beta, \gamma, \varphi < 1$ を設定する。スギ価格の予測には $\alpha = 0.9999$ 、 $\gamma = 0.0001$ と推定された。ヒノキ価格の予測には $\alpha = 0.9999$ 、 $\beta = 0.1412$ 、 $\gamma = 0.0001$ 、 $\varphi = 0.8007$ と推定された。

4.2 ARIMA 法

ARIMA 法とは、自己回帰和分移動平均（ARIMA）モデルのことである。ARIMA モデルは、自己回帰（AR）、移動平均（MA）、和分（I）といった 3 つの構成要素で時系列の変動を表す。1 次自己回帰過程（AR (1)）は、下記のようなモデルで表記できる。

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim W.N.(\sigma^2) \quad (12)$$

1 次移動平均過程（MA (1)）は、下記のようなモデルで表記できる。

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta^1 \varepsilon_{t-1}, \quad \varepsilon_t \sim W.N.(\sigma^2) \quad (13)$$

また、経済分野によくある非定常な時系列データを定常化するため、階差を取ることを和分過程と言う。1 次階差は

$$y_t' = y_t - y_{t-1} \quad (14)$$

となり、季節階差は

$$y_t' = y_t - y_{t-m} \quad (\text{月次データの場合、} m = 12) \quad (15)$$

となる。Hyndman and Athanasopoulos (2013) は季節性のある時系列データに対して、ARIMA モデルを下記のように表記した。

$$ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m \quad (16)$$

(p, d, q) は季節変動以外の変動の構成要素であり、 $(P, D, Q)_m$ は季節変動の構成要素である。 p と P は自己回帰過程の次数、 d と D は和分過程の階数、 q と Q は移動平均過程の次数、 m は月次データの場合、12 である。 p, d, q, P, D, Q は非負整数であり、いろいろな組み合わせでそれぞれのモデルを得ることができる。指数平滑法と同じように AIC が小さいモデルを選択する。

ADF 検定により、スギとヒノキ丸太価格の原系列では単位根の存在を棄却できず、非定常時系列であるが、1 次階差では単位根が存在するという帰無仮説が棄却された (Michinaka et al. 2016)。ARIMA 法の分析は、R ソフトの *forecast* パッケージの関数 *Arima* で行った。2002 年 1 月から 2015 年 9 月までの月次データを用いた分析によると、スギ丸太価格は、ARIMA (2, 1, 0) (2, 1, 1)₁₂ に適合していた (Michinaka et al. 2016)。非季節性の自己回帰要素は 2 つ、季節性の自己回帰要素も 2 つ、季節性移動平均要素は 1 つ、それぞれの推定値が 0.457(0.079)、0.245(0.085)、-0.595(0.145)、-0.441(0.118)、-0.367(0.165) であった。カッコの中の数字は、標準誤差である。すべてのパラメータは 1% の水準で有意になった。非季節性も季節性の変動も、1 回の階差を取った。関数式で表すと、予測モデルは、

$$y_t = 1.457y_{t-1} - 0.702y_{t-2} + 0.245y_{t-3} + 0.405y_{t-12} - 0.590y_{t-13} + 0.284y_{t-14} - 0.099y_{t-15} + 0.154y_{t-24} - 0.224y_{t-25} + 0.108y_{t-26} - 0.038y_{t-27} + 0.441y_{t-36} - 0.643y_{t-37} + 0.310y_{t-38} - 0.108y_{t-39} + \varepsilon_t - 0.367\varepsilon_{t-1} \quad (17)$$

になった。ここで注意すべきことは、

$$y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3} \text{ の係数の和が、} 1.457 - 0.702 + 0.245 = (1 + 0.457) - (0.457 + 0.245) + 0.245 = 1$$

$$y_{t-12}, y_{t-13}, y_{t-14}, y_{t-15} \text{ の係数の和が、} 0.405 - 0.590 + 0.284 - 0.099 = 0$$

$$y_{t-24}, y_{t-25}, y_{t-26}, y_{t-27} \text{ の係数の和が、} 0.154 - 0.224 + 0.108 - 0.038 = 0$$

$$y_{t-36}, y_{t-37}, y_{t-38}, y_{t-39} \text{ の係数の和が、} 0.441 - 0.643 + 0.310 - 0.108 = 0$$

$$y_{t-1}, y_{t-13}, y_{t-25}, y_{t-37} \text{ の係数の和が、} 1.457 - 0.590 - 0.224 - 0.643 = 0$$

$$y_{t-2}, y_{t-14}, y_{t-26}, y_{t-38} \text{ の係数の和が、} -0.702 + 0.284 + 0.108 + 0.310 = 0$$

$$y_{t-3}, y_{t-15}, y_{t-27}, y_{t-39} \text{ の係数の和が、} 0.245 - 0.099 - 0.038 - 0.108 = 0$$

$$y_{t-12}, y_{t-24}, y_{t-36} \text{ の係数の和が、} 0.405+0.154+0.441=1 \\ 1.457y_{t-1}-0.702y_{t-2}+0.245y_{t-3}=y_{t-1}+0.457(y_{t-1}-y_{t-2})- \\ 0.245(y_{t-2}-y_{t-3})$$

となる。今月の価格の予測値は、おおむね前月の価格に対して、前々月から前月にかけての上昇（下落）幅よりもかなり小さい幅で上昇（下落）させた値となる。この特徴から長期的な趨勢変動は認められず、短期的に減衰する趨勢変動が認められることが分かる。

ヒノキ丸太価格の場合は、ARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 2)₁₂ に推定された。非季節性の自己回帰要素は 2 つ、移動平均要素は 1 つ、季節性の移動平均要素は 2 つ、それぞれの推定値は、1.306(0.087)、-0.398(0.076)、-0.932(0.057)、-1.104(0.092)、0.352(0.109) であった。すべてのパラメータは 1% の水準で有意になった。非季節性も季節性の変動も、1 回の階差を取った。関数式で表すと、予測モデルは、下記ようになった。

$$y_t=2.306y_{t-1}-1.704y_{t-2}+0.398y_{t-3}+y_{t-12}-2.306y_{t-13} \\ +1.704y_{t-14}-0.398y_{t-15}+\varepsilon_t-0.932\varepsilon_{t-1}-1.104\varepsilon_{t-12}+1.029 \\ \varepsilon_{t-13}+0.352\varepsilon_{t-24}-0.328\varepsilon_{t-25} \quad (18)$$

ここで注意すべきことは、

$$y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3} \text{ の係数の和が、} 2.306-1.704+0.398=1 \\ y_{t-12}, y_{t-13}, y_{t-14}, y_{t-15} \text{ の係数の和が、} 1-2.306+1.704 \\ -0.398=0$$

$$y_t=y_{t-12}+2.306(y_{t-1}-y_{t-13})-1.704(y_{t-2}-y_{t-14})+0.398(y_{t-3} \\ -y_{t-15})+\varepsilon_t-0.932\varepsilon_{t-1}-1.104\varepsilon_{t-12}+1.029\varepsilon_{t-13}+0.352\varepsilon_{t-24} \\ -0.328\varepsilon_{t-25} \quad (18')$$

$$(y_{t-1}-y_{t-13}), (y_{t-2}-y_{t-14}), (y_{t-3}-y_{t-15}) \text{ の係数の和が、} \\ 2.306-1.704+0.398=1$$

となっていることである。今月の価格の予測値は、おおむね前年同期の価格に対して、最近 3 カ月の価格水準とその 1 年前の価格水準の差を（拡大も縮小もせずにそのまま）加えた値になる。この特徴から、短期的に減衰する趨勢変動だけでなく、長期的な趨勢変動（この場合は下落傾向）が認められることが分かる。

5. 予測精度の評価

5.1 交差検証

Shmueli (2010) は、予測モデルが説明モデルや記述モデルと異なることを強調している。予測モデルは、構造や因果関係の解明を目的とせず、将来に向けて、X と Y との関連性を重視し、予測の精度に関心を寄せる。指数平滑法や ARIMA 法は短期予測に使えるが、時系列データの変動の要因を説明する機能がない。ま



Fig. 3. 交差検証の概念図

Conceptual diagram of cross validation applied in the research

- 注：(1) 左側の黒い点がトレーニングデータ、右側の中空の円がテストデータである。
(2) Hyndman (2016b) を参考に作成した。

た、Hyndman (2011) は予測モデルを構成する変数のパラメータの有意水準の検定が必要ではないと主張する。1 つ目の理由は、AR モデルで使われる変数が独立していないことである。もう 1 つの理由は、t 検定では、サンプル数が十分に大きければ、変動が大きくて係数が小さい変数も、係数がゼロである帰無仮説を一定の有意水準で棄却することができる。

本研究では、スギとヒノキ中丸太の月次価格を対象として、交差検証 (cross validation) を行なって、指数平滑法や ARIMA 法の予測精度を評価する。交差検証にあたっては、対象となったデータをトレーニングデータ (training data あるいは in-sample data) とテストデータ (test data あるいは out-of-sample data) に分ける。トレーニングデータは予測モデルの構造とパラメータの決定に用いられ、テストデータは予測精度評価の際に予測値と比較される実測値として使われる。本研究では、2002 年 1 月から 2016 年 12 月までの 180 カ月の期間のデータを用いる。予測期間は 1 カ月から 12 カ月までの 12 個の期間を設定しているので、テストデータの期間の長さは 12 カ月を最大とする。また、予測精度評価の期間を 2010 年 1 月から 2016 年 12 月までの 7 年間 84 カ月とする。本研究では、トレーニングデータが更新すると、指数平滑法の場合も ARIMA 法の場合も、改めて予測モデルを構築し予測を行うこととする。

具体的には、1 つ目のデータセットは、2002 年 1 月から 2016 年 11 月までのデータをトレーニングデータとし、残った 2016 年 12 月のデータをテストデータとする (Fig.3 の下から 1 行目)。2 つ目では、1 カ月ずらして、2002 年 1 月から 2016 年 10 月までのデータをト

レーニングデータとし、残った 2016 年 11 月と 12 月のデータをテストデータとする。このような設定を続けて、12 個目では、2002 年 1 月から 2015 年 12 月までのデータをトレーニングデータとし、2016 年 1 月から 12 月までのデータをテストデータとする。それから、予測期間の最大値を 12 にキープして、トレーニングデータとテストデータの設定を繰り返して、最後に、2002 年 1 月から 2009 年 1 月までのデータをトレーニングデータとし、2009 年 2 月から 2010 年 1 月までのデータをテストデータとする。ここで上述のように、検証期間は 2010 年 1 月からなので、テストデータの中で 2010 年 1 月からの結果だけを検証の対象とし、2009 年のデータは検証対象に含めない。結局、2002 年 1 月から 2016 年 12 月までのデータを用いて、予測期間を 1 カ月から 12 カ月までの 12 個に設定して、最終的に、2010 年 1 月から 2016 年 12 月までの 7 年間 84 カ月に対して、 $12 \times 84 = 1,008$ 個の誤差が得られる。

5.2 予測精度評価の指標

予測精度を評価する際に、一般的に、下記の式で誤差を定義する：予測誤差 (e_t) = 実測値 (Y_t) - 予測値 (F_t)。プラスの誤差は過少予測で、マイナスの誤差は、過大予測となる。また、相対的に誤差の大きさを表すときに、パーセンテージの誤差も重要である：パーセント誤差： $p_t = 100e_t/Y_t$ 。さらに、実測値からの距離を考えると、絶対値で表現した方が良い場合がある：絶対誤差： $AE_t = |e_t| = |Y_t - F_t|$ 。絶対パーセント誤差： $Ap_t = |p_t| = 100 \times |AE_t/Y_t|$ 。もちろん、誤差が小さければ小さいほど予測の精度が高い。予測誤差 (e_t) と絶対誤差 (AE_t) の単位は円になるが、パーセント誤差 (p_t) と絶対パーセント誤差 (Ap_t) 統計量の単位はパーセントである。

また、予測精度を総合的に評価する際に、別に評価指標が必要になる。評価指標は多数提案・使用されている (Hyndman and Koehler 2006) が、本研究では、平均絶対誤差 (MAE, Mean Absolute Error)、平均二乗平方根誤差 (RMSE, Root Mean Square Error)、平均絶対パーセント誤差 (MAPE, Mean Absolute Percentage Error) を用いて、予測精度を評価する。なお、MAE と RMSE 統計量の単位は円で、MAPE の単位はパーセントである。

$$MAE = \text{mean}(|e_t|); RMSE = \sqrt{\text{mean}(e_t^2)}; MAPE = \text{mean}(|p_t|) \quad (19)$$

RMSE がよく使われるが、誤差の二乗を取ることから、外れ値の RMSE 統計量への影響が MAE より大きい。MAE と RMSE がスケールに依存するのに対して、MAPE はスケールに依存しないので、違う時系列の予測精度評価の時に比較することができる。

5.3 予測精度評価の結果

一般的には、予測期間が長くなると、不確定要素が多くなるため、予測誤差が大きくなって、予測精度が低くなり、予測区間も広がっていく (Hyndman and Athanasopoulos 2013, Michinaka et al. 2016)。違う時系列においては、同じ予測期間の場合でも予測誤差が違っただけではなく、予測期間の増加につれて誤差が拡大する仕方も違う。評価期間内の指数平滑法と ARIMA 法のスギとヒノキのそれぞれの予測期間の予測誤差は、Fig.4 に示されている。

5.3.1 1 カ月先の予測の精度

ここでまずは、予測期間が 1 カ月の場合の予測精度を見てみる。Fig.5 に示したのは、スギ丸太価格の 2010 年 1 月から 2016 年 12 月までの実測値と、1 カ月

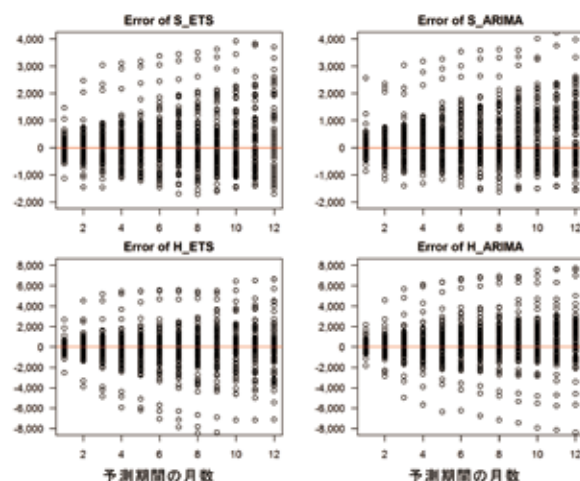


Fig. 4. スギ (S)、ヒノキ (H) の指数平滑法、ARIMA 法の予測誤差 (単位: 円)

Forecast errors for prices of *sugi* (S) and *hinoki* (H) logs by ETS and ARIMA (Yen)

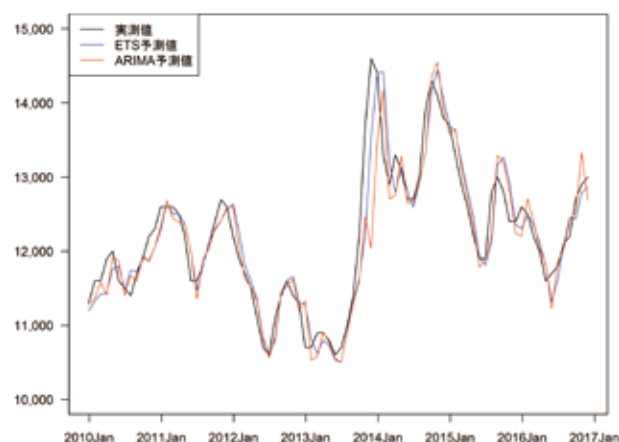


Fig. 5. スギ丸太価格の実測値と予測期間が 1 カ月の時の予測値 (円)

Actual prices of *sugi* logs and their one-month-ahead forecasts (Yen)

前までのデータを用いて計算した予測値である。Fig.5 に示したように、指数平滑法と ARIMA 法の予測値は実測値と近い。指数平滑法と ARIMA 法の差は大きくない。Fig.6 には、スギ丸太価格予測のこの 2 つの手法の予測誤差 (e_t) を示す。誤差の 90% が -500 円 ~ 500 円の間にある。しかし、ARIMA 法の絶対誤差が小さい場合があれば、指数平滑法の絶対誤差が低い場合もある。2013 年 11 月から 2014 年 1 月までの間では、消費税増税により駆け込み需要が生じたため、予測誤差が大きい。また、Fig.7 に示された絶対パーセント誤差のサイズをチェックしてみると、指数平滑法の場合が 94%、ARIMA 法の場合が 93% の絶対パーセント誤差が 5% 以内にあり、また、指数平滑法の場合が 80%、ARIMA 法の場合が 78% の誤差が 3% 以内になっている。2013 年 11 月から 2014 年 1 月までの間では、絶対

パーセント誤差が 10% を超えている。つまり、社会経済環境が大きく変化するときには、精度の高い予測が難しい。

Fig.8 から Fig.10 までは、ヒノキ丸太価格予測の 1 カ月先の予測値と予測の精度を示している。スギ丸太価格予測と同じく、Fig.8 に示されたように、1 カ月前までのデータを用いて行ったヒノキ丸太価格の予測においても、指数平滑法と ARIMA 法の予測値は実測値に沿って変動している。Fig.9 は、指数平滑法の場合が 94%、ARIMA 法の場合が 93% の誤差が -1,000 円 ~ 1,000 円の間にあることを示している。その中でも -500 円 ~ 500 円の間になる場合が多い (指数平滑法が 81%、ARIMA 法が 76%)。また、消費税増税の影響で、2013 年末の過少予測と 2014 年初めの過大予測が生じた。Fig.10 に示されたように、指数平滑法の場合

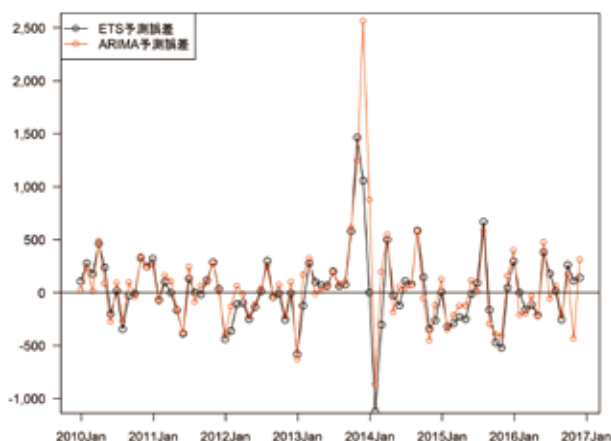


Fig. 6. スギ丸太価格の 1 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
One-month-ahead forecast errors of prices of sugi logs (Yen)

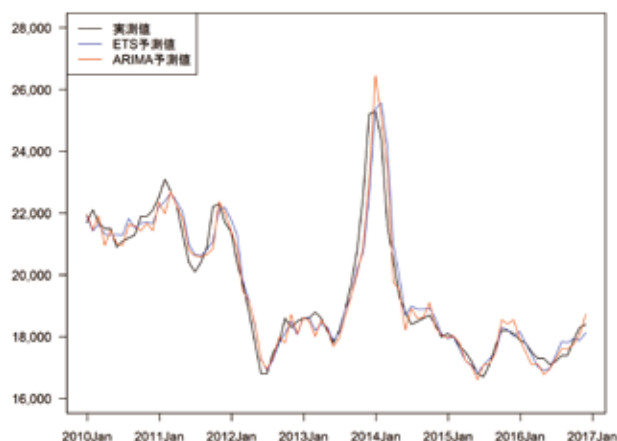


Fig. 8. ヒノキ丸太価格の実測値と予測期間が 1 カ月の時の予測値 (円)
Actual prices of hinoki logs and their one-month-ahead forecasts (Yen)

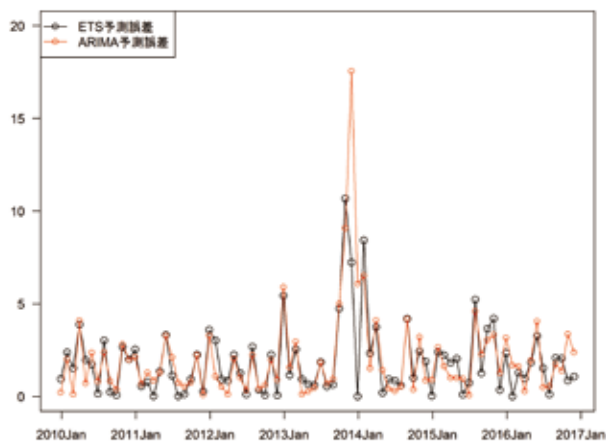


Fig. 7. スギ丸太価格の 1 カ月先の予測の絶対パーセント誤差 (Ap_t , %)
Absolute percentage errors for one-month-ahead forecasts of prices of sugi logs (%)

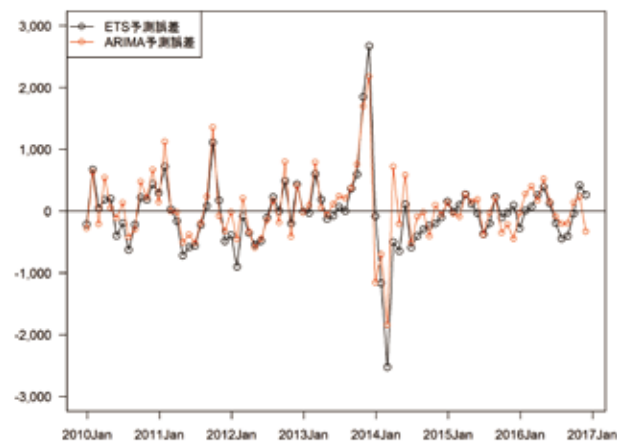


Fig. 9. ヒノキ丸太価格の 1 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
One-month-ahead forecast errors of prices of hinoki logs (Yen)

が 86%、ARIMA 法の場合が 83% の絶対パーセント誤差が 5% 以内にある。特に、2014 年半ば以降は、大きい社会経済環境の変化がないため、良い予測値を得ている。

Fig.11 が 1 カ月先のスギの指数平滑法と ARIMA 法及びヒノキの指数平滑法と ARIMA 法の予測誤差（それぞれ、S_ETS1、S_ARIMA1、H_ETS1、H_ARIMA1）のヒストグラムである。基本的には、予測誤差が -500 円～500 円の間にいることがわかった。正規性を確認するために、Shapiro-Wilk 検定を行なった。W 値が 0.79 以上、p-value が 0.001 以下という結果を得て、正規分布ではないことが判明した。歪度はそれぞれ、0.76、2.66、0.56、0.64 となり、正の歪みである結果を得た。これは、予測誤差の頻度分布のピークが平均よりもマイナス側にあるが、一部の予測誤差が

プラス側の大きい値を持つことを意味している。この問題が、特にスギ丸太の ARIMA 法の予測に存在する。また正規分布の時の尖度値 3 を引いた尖度統計量は 4.10、13.71、7.88、3.65 であり、正規分布に比べて両裾の厚い急尖的分布ということがわかった。しかし、2013 年末から 2014 年初までの異常値を外すと、両裾が狭まり、正規分布に近づく。S_ETS1、S_ARIMA1、H_ETS1、H_ARIMA1 それぞれの歪度が 0.15、0.03、0.24、0.80 になり、尖度が -0.11、0.82、0.19、0.65 になった。Shapiro-Wilk 検定を改めて実施すると、W 値が 0.95 以上で、p-value が、0.791、0.383、0.858、0.006 になり、H_ARIMA1 だけが正規分布という仮説を 1% の有意水準で棄却したが、S_ETS1、S_ARIMA1、H_ETS1 では正規分布の仮定が棄却されなかった。Fig.4、Fig.6、Fig.9 と合わせて見ると、消費税増税の影響のある時期の最初は大幅な過少予測となりやすい、その

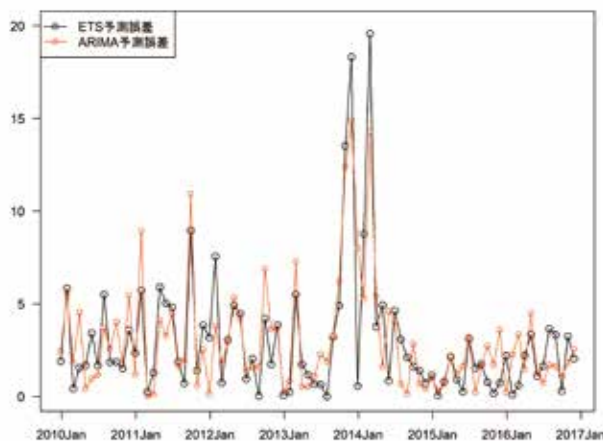


Fig. 10. ヒノキ丸太価格の 1 カ月先の予測の絶対パーセント誤差 (Ap_t , %)
 Absolute percentage errors for one-month-ahead forecasts of prices of hinoki logs (%)

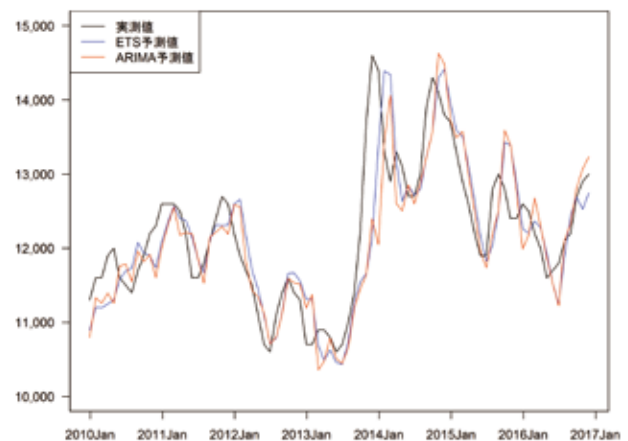


Fig. 12. スギ丸太価格の実測値と予測期間が 2 カ月の時の予測値 (円)
 Actual prices of sugi logs and their two-month-ahead forecasts (Yen)

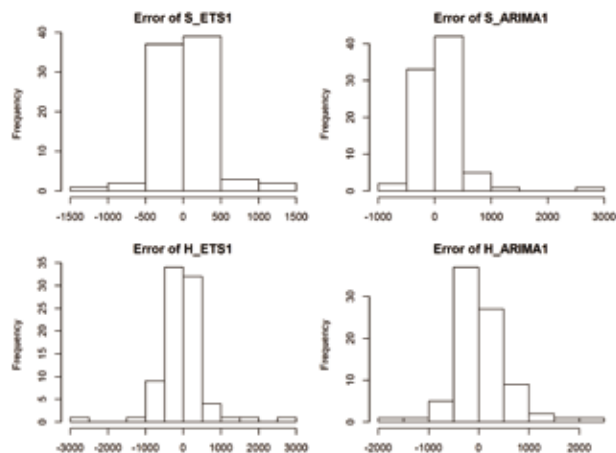


Fig. 11. 1 カ月先の価格予測の予測誤差のヒストグラム
 Histogram of one-month-ahead forecast errors

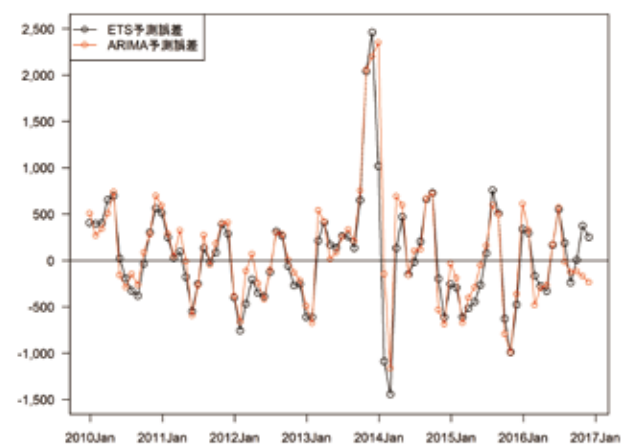


Fig. 13. スギ丸太価格の 2 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
 Two-month-ahead forecast errors of prices of sugi logs (Yen)

後、大幅な過大予測となりやすい（特にヒノキ価格予測の場合）、その期間を除外すると予測の過大・過少は対称的になり、消費税増税の影響が大きいことがわかった。

5.3.2 2 カ月先の予測の精度

5.3.1 で 1 カ月先の価格予測の精度を検討したが、ここで、2 カ月先の価格予測の精度を検討しよう。Fig.12 に示すように、1 カ月先の価格予測と近い結果で、指数平滑法と ARIMA 法の予測値の間には大きな差がない。この点については、Fig.13 に明確に示されている。しかし、2012 年春の価格下落の時には、ARIMA 法の方が精度が少し高かった。Fig.14 に絶対パーセント誤差を示した。スギ丸太価格の 2 カ月先の予測の絶対パーセント誤差は、指数平滑法の場合が 83 %、ARIMA 法の場合が 82 % の絶対パーセント誤差は 5 % 以内にあるが、5 % を超えた時もしばしばあった。1 カ月先の価格予測の誤差より、2 カ月先の価格予測の方が精度が低い。1 カ月先の予測と同じく、消費税増税の影響を受けた時期において、絶対誤差と絶対パーセント誤差が大きくなった。

ヒノキ丸太価格の 2 カ月先予測と観測値の関係および誤差の状況を Fig.15 ~ 17 に示した。多くの場合は、ヒノキの予測誤差が -1,000 円 ~ 1,000 円の間にあるが、この範囲を超える例がいくつか存在する (Fig.16)。絶対パーセント誤差が、5 % 以内の場合もあれば (指数平滑法が 57 %、ARIMA 法が 58 %)、5 % から 10 % まで (指数平滑法が 31 %、ARIMA 法が 28 %)、また、10 % を超える時もある (指数平滑法が 12 %、ARIMA 法が 14 %)。ヒノキ丸太価格の方も、1 カ月先の価格予測の誤差より、2 カ月先の価格予測の方が精度が低い。

Fig.18 に 2 カ月先の価格予測の予測誤差の分布を示す。スギの場合は、多くの誤差が -500 円と 500 円の間にあるが、この範囲を超えた誤差が生じる頻度も増えた。ヒノキの場合は、多くの場合に誤差が -1,000 円と 1,000 円の間にあるが、この範囲を超えた誤差が生じる頻度も増えた。Shapiro-Wilk 検定によると、 w 値が 0.88 以上で、 p -value が 0.001 以下という結果を得て、正規分布ではないことが判明した。歪度がそれぞれ、1.05、1.34、0.36、0.67 で、正の歪みである結果を得た。これは 1 カ月先の予測と同様である。この問題が、特にスギ丸太価格の ARIMA 法の予測に存在する。尖度統計量は 4.06、3.81、5.50、4.44 であり、両裾の厚い急尖的分布ということがわかった。2013 年末から 2014 年初までの異常値を外したら、歪度がそれぞれ、-0.13、-0.17、-0.09、0.19 になり、尖度が -0.79、-0.72、-0.73、-0.40 になり、Shapiro-Wilk 検定の w 値が 0.98 以上になり、 p -value が 0.22 以上で、正規分布という仮説を棄却できなくなった。これでは、予測期間が 1 カ月の場合と同じく、消費税増税の影響のある期間を除外す

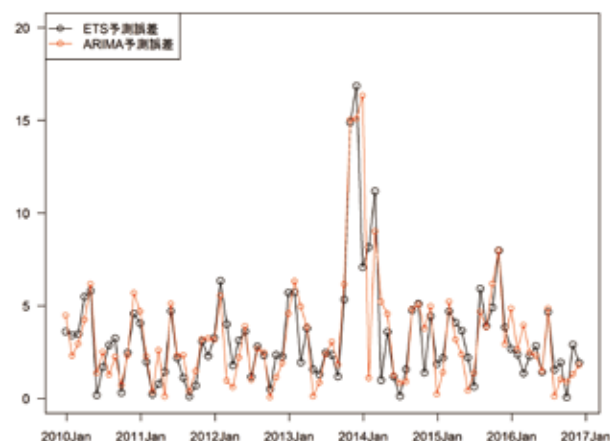


Fig. 14. スギ丸太価格の 2 カ月先の予測の絶対パーセント誤差 (Ap , %)
 Absolute percentage errors for two-month-ahead forecasts of prices of sugi logs (%)

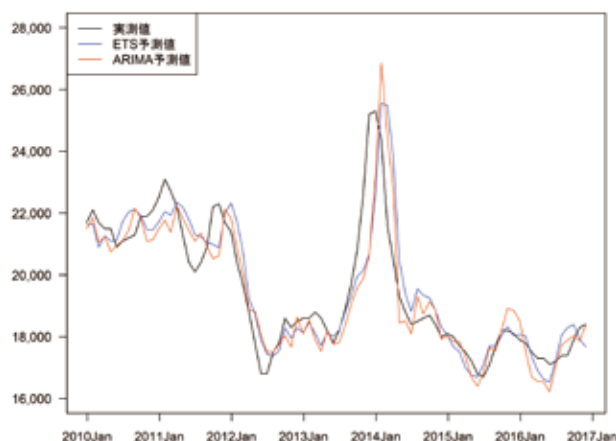


Fig. 15. ヒノキ丸太価格の実測値と予測期間が 2 カ月の時の予測値 (円)
 Actual prices of hinoki logs and their two-month-ahead forecasts (Yen)

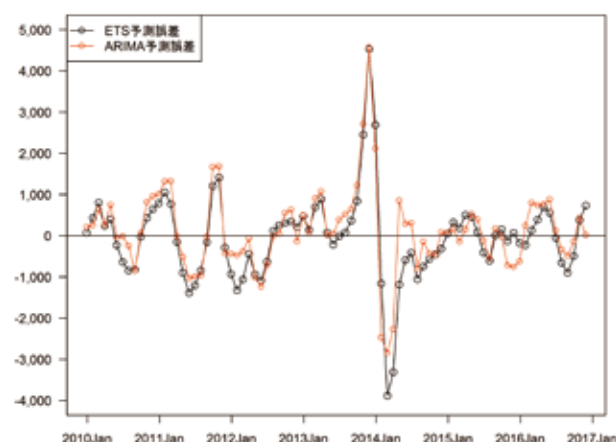


Fig. 16. ヒノキ丸太価格の 2 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
 Two-month-ahead forecast errors of prices of hinoki logs (Yen)

ると予測の過大・過少は対称的になり、消費税増税の影響が大きいことがわかった。

5.3.3 6 カ月先と 12 カ月先の予測の精度

次にスギとヒノキ丸太価格の 6 カ月先と 12 カ月先の予測の精度を見てみよう。Fig.19 と Fig.20 はスギ丸太価格の実測値と、予測期間が 6 カ月の時の予測値と予測誤差を示している。指数平滑法と ARIMA 法の予測誤差は同じような動きをしている。指数平滑法が 54 %、ARIMA 法が 51 % の頻度で -500 円～ 500 円の間にあるが、-1,000 円～ 1,000 円の範囲を超えている場合もある（指数平滑法が 20 %、ARIMA 法が 21 %）。世界金融危機からの回復の時代には、過少予測が多かった。しかし、2012 年春から夏までの価格下落の時期には過大予測のことが多くなった。Fig.21 と Fig.22 はヒノキ丸太価格の実測値と予測の状況を示している。ス

ギに比べてヒノキは価格水準が高いが、予測誤差についてもやや幅が広い結果であった。

6 カ月先予測の時の予測誤差の頻度分布を Fig.23 に示す。Shapiro-Wilk 検定によると、w 値が 0.93 以上で、p-value が 0.001 以下という結果を得て、正規分布ではないことが判明した。歪度がそれぞれ、1.02、1.06、-0.42、0.27 で、尖度がそれぞれ、1.76、1.74、2.27、2.37 であった。2013 年末から 2014 年初めまでの異常値を外したら、歪度がそれぞれ、0.08、0.25、-0.54、-0.14 になり、尖度がそれぞれ、-0.43、-0.45、-0.40、-0.48 になった。Shapiro-Wilk 検定によると、H_ETS6 だけが 5 % の有意水準で正規分布という仮説が棄却されたが、S_ETS6、S_ARIMA6、H_ARIMA6 が正規分布という仮説は棄却できなかった。つまり、S_ETS6、S_ARIMA6、H_ARIMA6 においては、消費税増税の影響がなければ、予測誤差の分布は対称的になる。

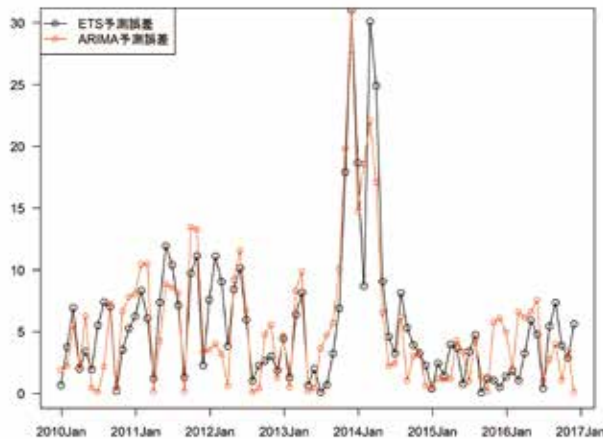


Fig. 17. ヒノキ丸太価格の 2 カ月先の予測の絶対パーセント誤差 (Ap_h , %)
 Absolute percentage errors for two-month-ahead forecasts of prices of hinoki logs (%)

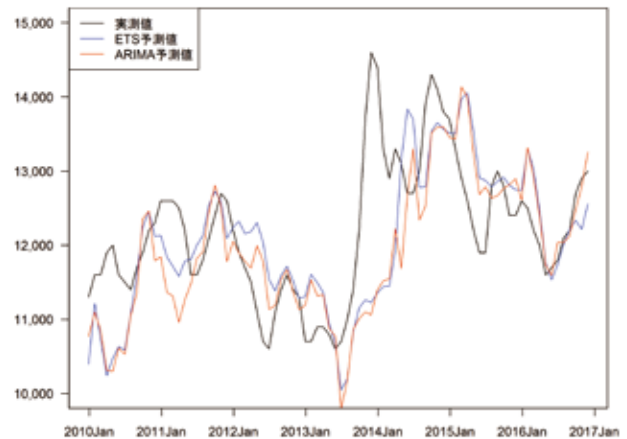


Fig.19. スギ丸太価格の実測値と予測期間が 6 カ月時の予測値 (円)
 Actual prices of sugi logs and their six-month-ahead forecasts (Yen)

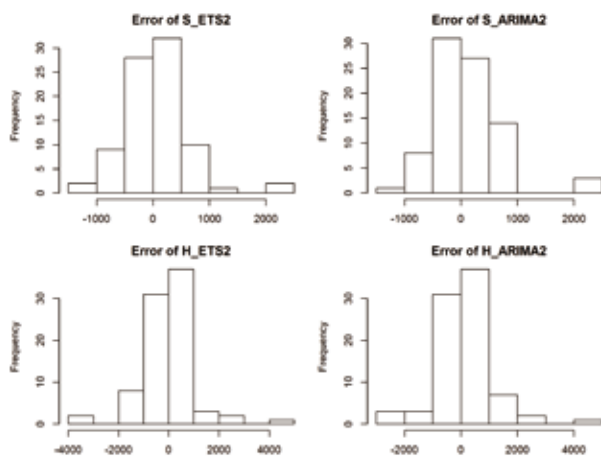


Fig. 18. 2 カ月先の価格予測の予測誤差のヒストグラム
 Histogram of two-month-ahead forecast errors

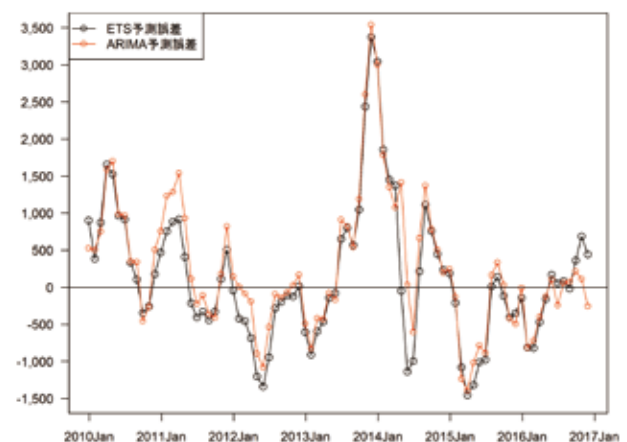


Fig. 20. スギ丸太価格の 6 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
 Six-month-ahead forecast errors of prices of sugi logs (Yen)

次に、12 カ月先の予測の精度を見てみる。Fig.24 はスギ丸太価格の実測値と予測期間が12 カ月の時の予測値を示した。Fig.25 に示されたように、スギの予測誤差は、-1,000 円～1,000 円の間にあることが多かったが（指数平滑法が57%、ARIMA法が60%）、この範囲を超える誤差もあった（指数平滑法が43%、ARIMA法が40%）。Fig.26 はヒノキ丸太価格の実測値と予測期間が12 カ月の時の予測値を示した。Fig.27 に示したように、ヒノキの予測誤差は、-2,000 円～2,000 円の間にあることが多かったが（指数平滑法が63%、ARIMA法が68%）、この範囲を超える予測誤差があった（指数平滑法が37%、ARIMA法が32%）。つまり、予測期間が12 カ月になると、予測精度がさらに低いということとなる。

スギとヒノキ丸太価格の12 カ月先予測の予測誤差の

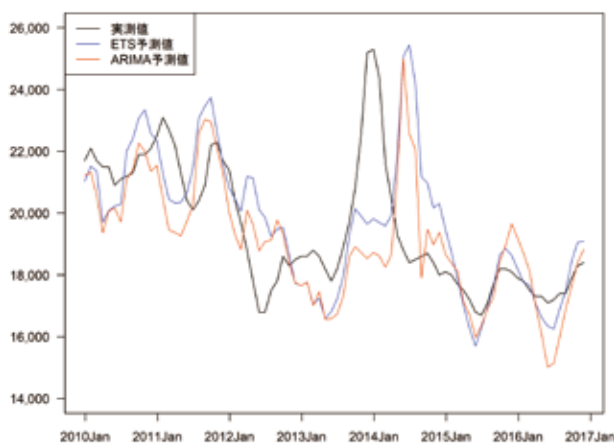


Fig. 21. ヒノキ丸太価格の実測値と予測期間が6 カ月の時の予測値 (円)
Actual prices of *hinoki* logs and their six-month-ahead forecasts (Yen)

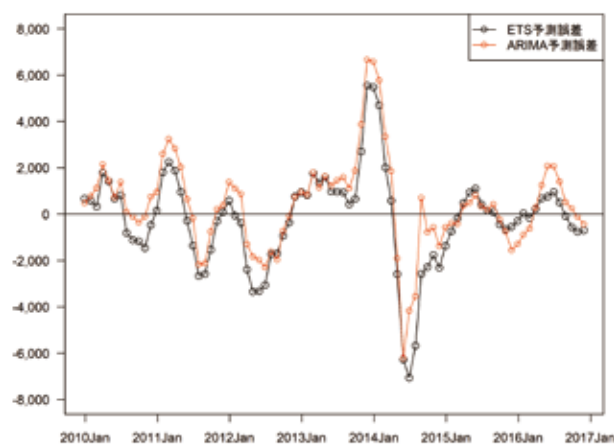


Fig. 22. ヒノキ丸太価格の6 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
Six-month-ahead forecast errors of prices of *hinoki* logs (Yen)

ヒストグラムを Fig.28 に示した。Shapiro-Wilk 検定によると、w 値が0.93 以上で、p-value が0.001 以下という結果を得て、正規分布という仮説が棄却された。スギ指数平滑法、スギ ARIMA 法、ヒノキ指数平滑法、ヒノキ ARIMA 法の歪度はそれぞれ、0.68、0.54、-0.56、-0.23 で、尖度がそれぞれ、-0.45、-0.53、2.14、2.75 であった。2013 年末からの消費税増税の影響を配慮しても、それぞれ、1%や10%の有意水準で誤差の分布が正規分布という仮説は棄却された結果となった。つまり、12 カ月先の予測誤差の分布は、消費税増税と関係なく、正規分布ではないことがわかった。

5.3.4 絶対誤差と絶対パーセント誤差

Table 3 には絶対誤差統計量、Table 4 には絶対パーセント誤差統計量が示されている。0.80 分位数統計量

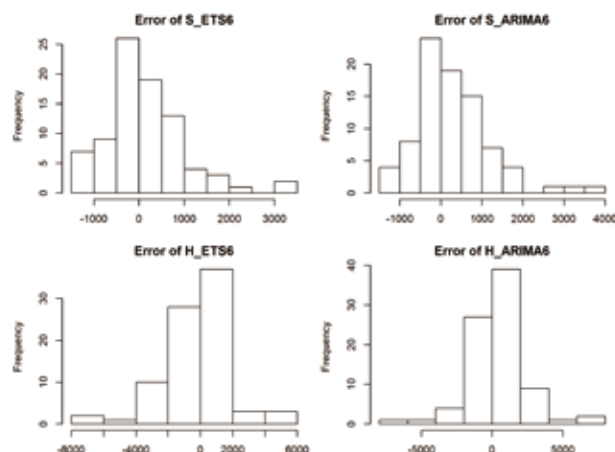


Fig. 23. 6 カ月先価格予測の予測誤差のヒストグラム
Histogram of six-month-ahead forecast errors

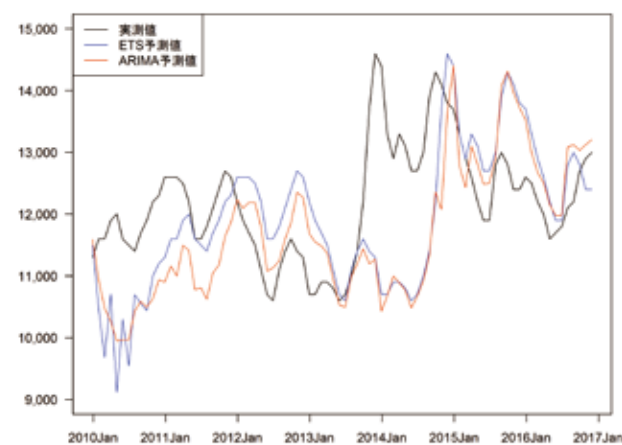


Fig. 24. スギ丸太価格の実測値と予測期間が12 カ月の時の予測値 (円)
Actual prices of *sugi* logs and their 12-month-ahead forecasts (Yen)

は 80% の頻度で誤差がこの水準以内にあることを示している。例えば、スギの指数平滑法での 1 カ月先予測の絶対誤差の 0.80 分位数は 332 円であるが、これは 80% の確率で予測誤差の絶対値が 332 円以下になることを示している。スギの指数平滑法での 1 カ月先予測の絶対パーセント誤差の 0.80 分位数が 2.67% で、80% の予測の絶対パーセント誤差が 2.67% 以内になることを示している。しかし、予測期間が 2 カ月になると、スギの指数平滑法での 0.80 分位数が 609 円、4.71% になり、6 カ月先予測の場合は、1,000 円、8.40% になり、12 カ月先予測の場合は、1,500 円、12.84% になっている。予測期間が長くなると、このように次第に予測誤差が大きくなる。また、すべての平均値が同じ手法、同じ予測期間の中央値より高いことが分かった。これは、絶対値の高い誤差が存在するためで、すでに

尖度について論じたとおりである。また、指数平滑法と ARIMA 法の予測誤差の大きさを比較するため、絶対誤差及び絶対パーセント誤差に対して、データの正規分布を要求しないノンパラメトリック検定法のウィルコクソンの符号順位検定 (Wilcoxon signed rank test) を実施した。その結果は、同じ樹種、同じ予測期間の場合、指数平滑法と ARIMA 法の間には 5% の有意水準で有意な差を検出できなかった。

5.3.5 平均絶対誤差、平均二乗平方根誤差、平均絶対パーセント誤差

今まで予測誤差 (e_t)、絶対誤差 (AE_t)、絶対パーセント誤差 (Ap_t) について検討したが、ここでは、平均絶対誤差 (MAE)、平均二乗平方根誤差 (RMSE)、平均絶対パーセント誤差 (MAPE) を用いて、予測精

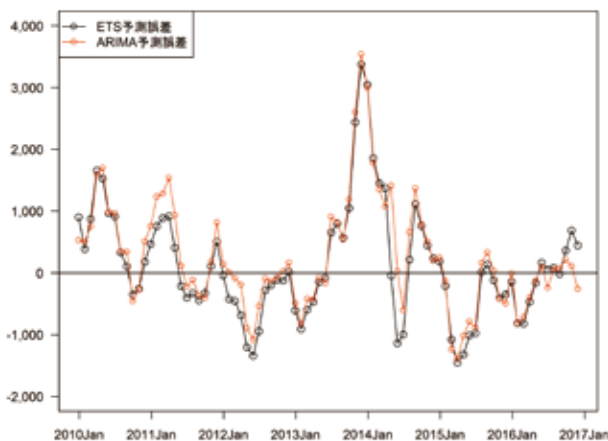


Fig. 25. スギ丸太価格の 12 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
Twelve-month-ahead forecast errors of prices of *sugi* logs (Yen)

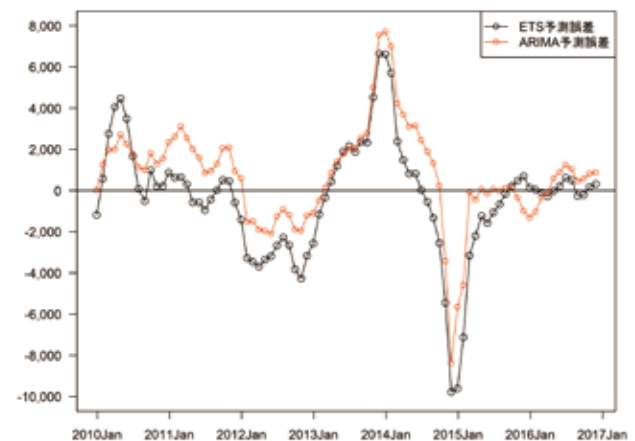


Fig. 27. ヒノキ丸太価格の 12 カ月先の予測誤差 (e_t , 円)
Twelve-month-ahead forecast errors of prices of *hinoki* logs (Yen)

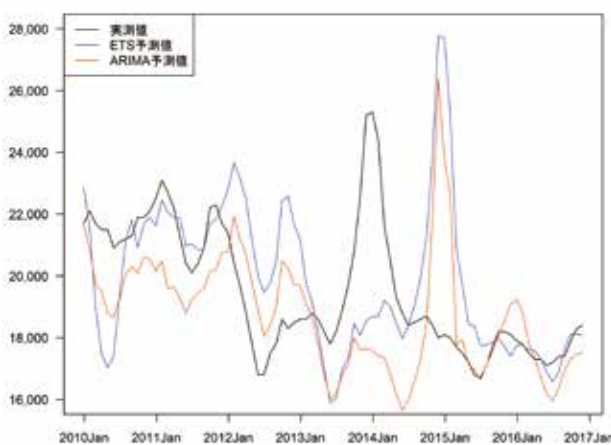


Fig. 26. ヒノキ丸太価格の実測値と予測期間が 12 カ月の時の予測値 (円)
Actual prices of *hinoki* logs and their 12-month-ahead forecasts (Yen)

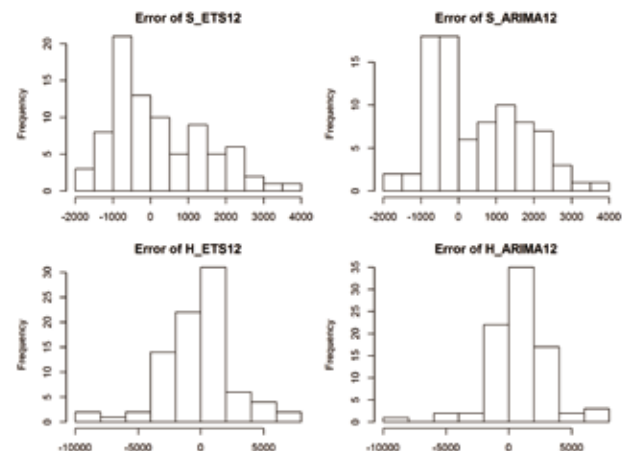


Fig. 28. 12 カ月先価格予測の予測誤差のヒストグラム
Histogram of 12-month-ahead forecast errors

Table 3. 絶対誤差統計量

Some descriptive statistics values of absolute errors (Yen)

単位: 円

		1	2	3	4	5	6	9	12
S_ETS	0.25 分位数	72	194	250	272	188	206	333	500
	平均値	232	413	515	579	616	665	800	1,018
	中央値	164	306	408	467	498	461	573	800
	0.80 分位数	332	609	730	870	933	1,000	1,211	1,500
	標準偏差	251	391	482	522	576	629	722	791
S_ARIMA	0.25 分位数	76	158	215	230	236	170	291	474
	平均値	257	418	522	576	636	660	815	1,027
	中央値	171	294	460	486	506	493	633	837
	0.80 分位数	386	604	701	839	937	1,040	1,382	1,615
	標準偏差	336	424	471	527	577	656	736	798
H_ETS	0.25 分位数	102	222	446	452	442	500	552	461
	平均値	369	701	1,001	1,207	1,335	1,436	1,707	1,905
	中央値	224	484	804	888	922	936	1,116	1,100
	0.80 分位数	518	931	1,373	1,683	1,943	2,260	2,505	3,214
	標準偏差	459	791	1,042	1,224	1,364	1,476	1,780	2,097
H_ARIMA	0.25 分位数	136	147	392	487	452	512	544	855
	平均値	373	678	1,002	1,221	1,352	1,455	1,660	1,851
	中央値	234	494	720	898	1,036	1,107	1,176	1,368
	0.80 分位数	519	973	1,443	1,713	1,801	2,047	2,440	2,551
	標準偏差	401	753	1,050	1,225	1,344	1,419	1,595	1,744

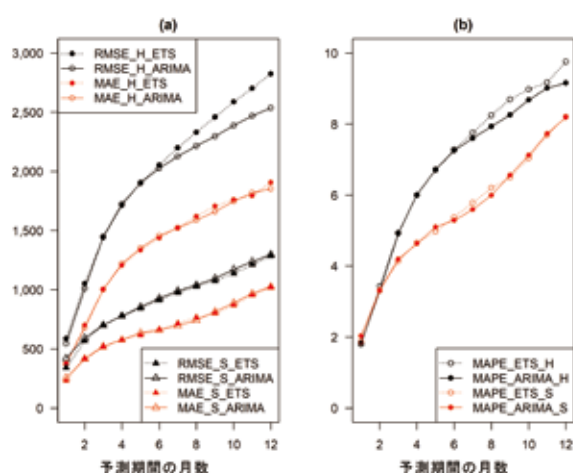


Fig. 29. スギとヒノキの指数平滑法と ARIMA 法の誤差 : (a) RMSE と MAE (円); (b) MAPE (%)
Forecast errors of prices of sugi and hinoki logs: (a) RMSE and MAE (Yen); (b) MAPE (%)

度を評価しよう。Fig.29 (a) に示されたように、スギの指数平滑法と ARIMA 法の RMSE と MAE および MAPE はかなり近い。ヒノキの場合は、6 カ月の予測期間までは、指数平滑法と ARIMA 法の RMSE と MAE および MAPE が近い結果を得た。7 カ月からは、多くの場合は指数平滑法より ARIMA 法の方が RMSE と MAE および MAPE が低いことを示している。MAPE で評価すると、スギの方がヒノキより誤差が低いことが分かった (Fig.29 (b))。この結果が Michinaka et al. (2016) と違う原因は、本研究の評価期間には消費税増税の影響があった時期も含むためである。

5.3.6 価格変動額と予測誤差

予測には、単純法 (Naive method) という簡単な予測手法がある。単純法とは、今期の実測値を次期及び次期以降の予測値とする手法である。この手法の予測誤差が実際の価格の変動額である。ここでは、指数平滑法と ARIMA 法の予測精度を評価するために、指数平滑法と ARIMA 法の予測誤差を価格の変動額と比較したい。

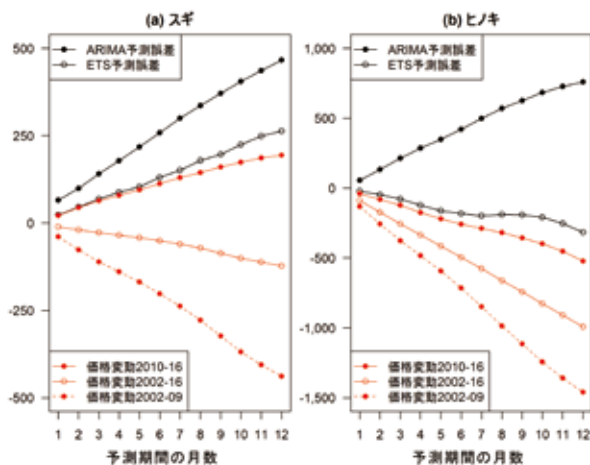
まずは、原時系列データに対して、今月の価格を先月、先々月、引き続いて、最後に 12 カ月前の価格と比べて、それぞれの変動額を計算した。計算の期間は、予測誤差評価の期間と同じ期間を設定した。この変動額は、価格が上昇の場合はプラスの結果になり、価格が下降の場合はマイナスの結果になる。価格変動額の符号をチェックしてみると、スギの場合は、1,008 個の価格変動額の中に、0 円変動額の結果が 36 回、上昇が 497 回、下降が 475 回であるので、価格がやや上昇の傾向があると考えられる。ヒノキの場合は、0 円変動額の結果が 33 回、価格上昇が 438 回、下降が 537 回であるので、価格が下降の傾向が見られる。これに対して、スギ価格の ARIMA 法の予測誤差は、過少予測 (プラスの誤差) が 556 回で、過大予測 (マイナスの誤差) が 451 回で、合わせて、過少予測の結果となった。指数平滑法の予測誤差は、過少予測が 510 回で、過大予測が 494 回で、前者がわずかに多かったため、やや過少予測になった。ヒノキ価格の ARIMA 法の場合は、過少予測が 614 回で、過大予測が 394 回で、過少予測の結果となった。しかし、指数平滑法予測の場合は、過少予測が 508 回で、過大予測が 499 回で、前者がわずかに多かった。この結果を見ると、本研究で扱った

Table 4. 絶対パーセント誤差統計量

Some descriptive statistics values of absolute percentage errors (%)

単位: 円

		1	2	3	4	5	6	9	12
S_ETS	0.25 分位数	0.61	1.57	2.22	2.32	1.53	1.64	2.78	3.92
	平均値	1.87	3.31	4.14	4.66	4.97	5.37	6.49	8.20
	中央値	1.32	2.58	3.46	3.87	4.18	3.80	4.68	6.81
	0.80 分位数	2.67	4.71	5.84	7.13	8.11	8.40	10.16	12.84
	標準偏差	1.89	2.84	3.47	3.78	4.26	4.70	5.42	5.95
S_ARIMA	0.25 分位数	0.66	1.30	1.81	1.90	2.06	1.44	2.35	3.88
	平均値	2.03	3.33	4.19	4.63	5.10	5.29	6.56	8.19
	中央値	1.40	2.49	3.94	4.30	4.19	3.97	5.36	7.22
	0.80 分位数	3.10	4.90	5.71	6.59	7.63	8.49	11.74	13.39
	標準偏差	2.39	3.05	3.40	3.80	4.19	4.85	5.49	5.84
H_ETS	0.25 分位数	0.58	1.13	2.39	2.44	2.27	2.70	2.58	2.28
	平均値	1.80	3.43	4.93	6.00	6.71	7.28	8.69	9.75
	中央値	1.19	2.69	4.01	4.60	4.88	5.00	6.00	5.80
	0.80 分位数	2.81	4.76	6.76	8.34	9.97	10.75	12.34	17.30
	標準偏差	2.01	3.47	4.70	5.71	6.61	7.38	9.17	10.81
H_ARIMA	0.25 分位数	0.66	0.84	2.02	2.54	2.40	2.96	3.12	4.46
	平均値	1.83	3.31	4.91	6.01	6.71	7.25	8.26	9.16
	中央値	1.24	2.62	3.94	4.42	5.28	5.29	6.22	7.43
	0.80 分位数	2.70	4.86	6.72	8.29	10.08	10.44	11.66	12.53
	標準偏差	1.75	3.25	4.59	5.39	6.03	6.44	7.44	8.19

Fig. 30. 価格変動額と予測誤差(e_t) (平均値; 単位: 円): (a) スギ; (b) ヒノキ

Average price changes and average forecast errors (Yen): (a) sugi; (b) hinoki

期間のデータでは、指数平滑法の予測より、ARIMA 法の方が過少予測の程度が大きいことがわかる。

また、過少予測と過大予測のバランスを検討するために、予測誤差と変動額の平均値を Fig.30 にまとめた。Fig.30 (a) に示したように、スギ価格の予測では、ARIMA 法と指数平滑法ともに、過少予測の側に偏っていたが、指数平滑法の方がその程度が小さかった。本研究に使われるデータの期間の全体は 2002 年 1 月から 2016 年 12 月までであるが、2008 年から 2009 年までの世界金融危機から 2010 年に回復が始まったので、2002 年から 2016 年までの期間を 2002 年から 2009 年まで (前期) と、2010 年から 2016 年まで (後期) との 2 つの期間に分けて、それぞれの平均変動額

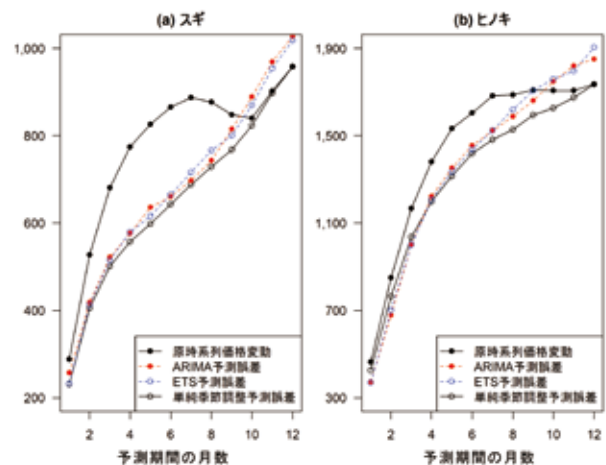


Fig. 31. 価格変動と平均絶対誤差 (MAE): (a) スギ; (b) ヒノキ

Average price changes and mean absolute errors: (a) sugi; (b) hinoki

を計算した。スギの場合は、全期間では価格がわずかに下降したが、前期では価格が下降しており、後期では価格が上昇してきたことがわかった。この下降傾向の期間のデータを含めたデータで得られたモデルを用いて、後期の上昇傾向の期間について予測した結果は、ARIMA 法も指数平滑法も過少予測となった。ヒノキの場合は、全期間で下降の傾向であったが、前期では価格の下降が深刻で、後期では価格の下降が弱まったことがわかった。スギの場合と同じく、ヒノキ価格の ARIMA 法の予測も過少予測となった。一方、ヒノキ価格の指数平滑法の予測は、頻度で見ると過小予測の回数の方がわずかに多かったが、平均で見るとやや過大予測となった。

次に、平均絶対変動額を、指数平滑法と ARIMA 法の予測期間の 1 カ月、2 カ月、そして、最後に 12 カ月予測の平均絶対誤差 (MAE) と比較を行った (Fig.31)。結果は、スギ予測の平均絶対誤差が予測期間 9 カ月まで、ヒノキ予測の平均絶対誤差が予測期間 8 カ月まで、それぞれの平均絶対変動額より小さかった。この結果は、スギの場合は予測期間が 9 カ月まで、ヒノキの場合は予測期間が 8 カ月まででは、指数平滑法も ARIMA 法も、価格変動を良く扱っており、単純法予測より良い、有効な予測手法だといえる。9 ~ 10 カ月以上になると、ARIMA 法と指数平滑法の予測精度が、単純法予測より高いとは言えない結果だった。

最後に、月次丸太価格の変動には、季節変動があるので、季節変動の要素を配慮して、単純季節調整法で予測を行って、予測誤差を計算した。単純季節調整法とは、ベースとなる実測値の月度と予測月度の季節変動値 (Table 1 参照) の差でベース月の実測値を調整する手法である。予測に使われた季節変動データは 2002 年から 2009 年までのデータの分解結果である。具体的には、例えば、2014 年 5 月の実際価格に 5 月から 6 月への季節変動値の増額分を加えたら、2014 年 6 月の予測値となり、5 月から 7 月への季節変動値の増額分を加えたら、7 月の予測値となるというふうに予測ができる。スギ及びヒノキの丸太価格に対して、予測期間ごとの単純季節調整法の平均絶対誤差を計算した。結果は、Fig.31 に示したように、スギの場合は ARIMA 法及び指数平滑法と単純季節調整法の平均絶対誤差の差が 1 円から 69 円までで、ヒノキの場合は -86 円から 170 円までであった。単純季節調整法予測の絶対誤差と ARIMA 法及び指数平滑法予測の絶対誤差の差に対して、ウィルコクソンの符号順位検定 (Wilcoxon signed rank test) を実施した。その結果は、スギの場合、すべての予測期間で、5% の有意水準で有意な差を検出できなかった。ヒノキの場合、予測期間が 2 カ月までは ARIMA 法及び指数平滑法予測の平均絶対誤差が小さく、5% の有意水準で有意な差を検出したが、4 カ月からは単純季節調整法予測の平均絶対誤差はやや小さいが有意な差を検出できなかった。

6. 考 察

状態空間モデルの導入や AIC 情報量基準の応用、統計ソフトの開発などで、伝統的な指数平滑法と ARIMA 法での単変量時系列データの予測が容易になってきた。本研究では、指数平滑法と ARIMA 法を用いたスギとヒノキ中丸太の月次価格の短期予測の結果に対して、予測精度の評価を行った。2010 年から 2016 年までの 7 年間に於いて、国内外の経済情勢の変化 (例えば、世界金融危機からの回復) と国内政策の変化 (例えば、消費税増税の実施) を含む複雑な環境の中で、また、予測期間の拡大につれて、指数平滑法と ARIMA 法の

予測精度がどうだったかについて実証的に分析を行った。

まず、2013 年 10 月に公表され、翌年 4 月に実施された消費税増税による駆け込み需要が、木造住宅に使われるヒノキとスギの価格に大きな影響を与えたため、この間の月次価格の予測は、誤差が大きかったことがわかった。また消費税増税ショックで高騰した直後の価格の予測が難しかったことから、トレーニングデータの最後が 2013 年 10 月から 2014 年 1 月までの間になった場合も、将来予測誤差が大きかった。また、世界金融危機からの回復時期には、過少予測が発生した。他方、2012 年春から夏までの下落時期において、過大予測が発生したが、消費税増税より影響が小さかった。一般的に価格変化には需要側、供給側の双方の要因が考えられるが、消費税増税の影響のある期間の価格変動は主として需要側の変動が要因になっているものと推察される。

また、Table 3、Table 4、Fig.29 に示したように、予測期間が長くなると誤差の各統計量 (絶対値) が増えていくことも明確に示されている。これは、予測期間を決めるときに参考になるであろう。例えば、スギ価格を予測するときに、絶対誤差を 80% の確率で 500 円範囲内に抑えたいければ、1 カ月先までしか予測に使えない。それに対して、範囲を 600 円以内にするとあるいは 5% 以内とすれば、2 カ月先までの予測に使える。さらに、6% 以内とすれば、3 カ月先までの予測に使えるであろう。つまり、予測精度の要求に応じて有効な予測期間の長さが決まる。

第 3 に、指数平滑法と ARIMA 法のどちらの予測精度が高いかについては、一概には言えない結果となった。スギ価格予測の場合は、指数平滑法と ARIMA 法の RMSE、MAE、MAPE がそれぞれ同程度という結果を得た。ヒノキの場合は、予測期間が 6 カ月以上になると ARIMA 法の RMSE、MAE、MAPE が指数平滑法より若干小さい。しかし、絶対誤差及び絶対パーセント誤差に対して、ウィルコクソンの符号順位検定を実施した結果は、指数平滑法と ARIMA 法の間に 5% の有意水準で有意な差が認められなかった。

Fig.6、Fig.9、Fig.13、Fig.16 など示された予測誤差をみると、スギの場合もヒノキの場合も、指数平滑法も ARIMA 法も、正の誤差 (過少予測)、または負の誤差 (過大予測) が連続して生じやすいことが確認できる。これはいわば、自己相関の問題が存在するためである。予測誤差の間に相関があるということは、前の時期の誤差 (エラー) に関する情報が新しい予測の誤差を最小にするように使われていないことになる。予測期間が 1 カ月の場合は、S_ETS、S_ARIMA、H_ETS、H_ARIMA の自己相関係数 (ピアソン) がそれぞれ、0.410、0.328、0.498、0.150 であり、さほど高くない。それらの p-value はそれぞれ、0.000、0.002、

0.000、0.175 であった。つまり、S_ETS、S_ARIMA、H_ETS の予測誤差には自己相関が存在するが、H_ARIMA には、自己相関が存在していないという仮説を棄却できないこととなった。予測期間が 2 カ月先の場合は、誤差の自己相関係数がそれぞれ、0.599、0.529、0.704、0.590 になり、相関関係が強くなった。p-value も全部 0.01 より小さく、1% の水準で有意になった。予測期間が長くなると、自己相関係数も上がる。一般には自己相関問題があれば、モデルに改善の余地があることを示している。特に予測期間が 1 カ月の場合は、最近の動向がモデルに十分に反映されておらず、モデルの改善の余地があるのか、あるいはトレーニング期間とテスト期間で価格変動系列の性質に変化があったことを示している。しかし、予測期間が長い時には、前月、前々月などの動向がわからない時点で予測しなければならないので、誤差の自己相関が避けられない。

第 4 に、原時系列データの価格変動額の分析によって、指数平滑法と ARIMA 法予測は、8 カ月以下の短期予測では単純法より予測精度が高いことがわかった。しかし、単純季節調整法の平均絶対誤差と比べると、指数平滑法と ARIMA 法予測は、ヒノキの 1、2 カ月以内の予測期間の場合に限って、誤差が小さくて、5% の有意水準で有意な差が認められた。他の場合、指数平滑法及び ARIMA 法予測と単純季節調整法予測の絶対誤差の間に有意な差を検出できなかった。傾向変動を配慮した指数平滑法と ARIMA 法は、単純季節調整法予測より多少なりとも精度が高い結果を期待したが、今回のデータではそれが検証できなかった。その原因は Fig.1 に示されているように、2002 年から 2009 年までの価格変動の傾向が 2010 年から 2011 年あたりを境に傾きが変化したためと思われる。また、一般に 1 カ月から 2 カ月までの短期の予測であれば、指数平滑法や ARIMA 法による予測は、短期の傾向変動が考慮されることなどにより、単純季節調整法予測よりも精度が高いと期待されるが、3 カ月以上先の予測になると、単純季節調整法予測と比べて精度が高いとは言えないことが示唆された。

第 5 に、Fig.1 に示したように、2002 年以来、建築用材、合板への利用、バイオマス利用などの需要の拡大により、スギ丸太の価格に下落の傾向が見られないことに対して、ヒノキ丸太の価格には、長期的に減衰下落の傾向が見られるという違いがあり、予測モデルの構造も 2 つの樹種で異なるものとなった。スギとヒノキでは価格水準が違うので、平均絶対パーセント誤差 (MAPE) を用いて、Fig.29 に示されたそれぞれの丸太価格の予測誤差を見てみると、多くの場合、前者の方が低いことがわかった。ヒノキの方が価格の予測誤差が大きくなった原因の 1 つには、5.3.6 に分析したように、前期 (2002 ~ 2009 年) と比べて、後期 (2010 ~ 2016 年) においては価格の下落傾向が緩やかなもの

に変化したことがあると考えられる。

最後に、この分析には、消費税増税の影響で、予測の絶対誤差が大きい時期があったため、誤差の分布が正規分布と比べて両裾 (とくにプラス側) の厚い急尖的分布であり、消費税増税の影響のない時期よりも、誤差が大きくなった。これは指数平滑法や ARIMA 法のような時系列分析の予測手法の限界であろう。過去の価格以外の変数を組み込んだモデルを使うことによって予測精度を向上させられる可能性があるが、前述のように、他の変数を組み込む場合にはモデルの構築だけではなく、これらの変数の予測が必要となる。誰もが最良と認める手法が存在しないため、いくつかの予測結果から総合的に判断することも 1 つの改善法となりうる。

本研究の対象は、全国平均値のスギとヒノキ中丸太の価格としたが、この手法は全国平均だけでなく、県別の違う樹種、材種の丸太及び製材品などの価格変動の分析及び予測分析にも応用可能である。

謝 辞

丸太価格の変動についての現地調査でご協力をくださった宮崎県森林組合連合会の田之上裕明氏、宮崎大学の大地俊介氏、森林総合研究所東北支所の天野智将氏を始め、製材工場や原木市場の関係者の皆様に、心より感謝いたします。

引用文献

- Brown, R. G. (1959) Statistical forecasting for inventory control. McGraw/Hill, New York, NY, USA, 223pp.
- Cleveland, W. S. (1979) Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. Journal of the American Statistical Association, 74 (368), 829-836.
- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E. and Terpenning, I. (1990) STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess. Journal of Official Statistics, 6, 3-73.
- 遠藤 日雄 (2013) 丸太価格の暴落はなぜ起こるか: 原因とメカニズム, その対策. 全国林業改良普及協会, 144pp.
- 林 宇一・立花 敏 (2013) 木材価格変動に関する分析. 林業経済学会 2013 年秋季大会要旨集, D28.
- 林 宇一・立花 敏 (2016) 木材価格における季節要素の析出と構成要素の類似性の検討. 林業経済, 69 (9), 1-17.
- 廣松 毅・浪花 貞夫・高岡 慎 (2006) 経済時系列分析. 多賀出版, 404pp.
- Holt, C. C. (2004) Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages (a reprinted version). International Journal of Forecasting, 20, 5-10.

- 堀 靖人 (2011) 素材生産業における直納化の動き. 森林総合研究所編 “山・里の恵みと山村振興: 市場経済と地域社会の視点から”. 日本林業調査会, 97-102.
- Hyndman, R. J. and Koehler, A. B. (2006) Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22 (4), 679-688.
- Hyndman, R. J. and Khandakar, Y. (2008) Automatic time series forecasting: the forecast package for R. *Journal of Statistical Software*, 27 (3), 1-22.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Ord, J. K. and Synder, R. D. (2008) *Forecasting with exponential smoothing: The state space approach*. Springer, 359pp.
- Hyndman, R. J. (2011) Statistical tests for variable selection. Hyndsight: A blog. <http://robjhyndman.com/hyndsight/tests2/> (accessed 2017-03-24).
- Hyndman, R. J. and Athanasopoulos, G. (2013) *Forecasting: principles and practice*. OTexts, Melbourne, Australia. <http://otexts.org/fpp/> (accessed 2017-04-11).
- Hyndman, R. J. (2016a) Forecast: Forecasting functions for time series and linear models. R package version 7.3, <http://github.com/robjhyndman/forecast>.
- Hyndman, R. J. (2016b) Cross-validation for time series. Hyndsight: A blog. <http://robjhyndman.com/hyndsight/tscv/> (accessed 2017-03-24).
- 小池 芙美・興梠 克久 (2011) 原木市売市場の機能に関する一考察—株式会社伊万里木材市場を事例に—. *林業経済*, 63 (10), 2-16.
- 久保山 裕史 (2011) 大規模製材工場の素材調達方法の変化とその要因. 森林総合研究所編 “山・里の恵みと山村振興: 市場経済と地域社会の視点から”. 日本林業調査会, 75-83.
- 久保山 裕史 (2012) スギ・ヒノキ丸太価格の変動傾向と最近の価格下落について. *木材情報*, 258, 5-9.
- 久保山 裕史・立花 敏 (2014) 針葉樹丸太の価格変動傾向に関する統計分析. *関東森林研究*, 65 (1), 9-12.
- 松下 幸司・半田 良一 (1981) 木材価格の循環変動分析. 京都大学農学部演習林報告, 53, 76-86.
- 松下 幸司 (1984) 木材価格の周期変動. *日林論*, 95, 17-18.
- 道中 哲也・久保山 裕史 (2015) 分解法による木材価格変動分析. 第5回関東森林学会大会講演要旨集, 117.
- Michinaka, T., Kuboyama, H., Tamura, K., Oka, H. and Yamamoto, N. (2016) Forecasting monthly prices of Japanese logs. *Forests*, 2016, 7 (5), 94.
- 三井 鼎三 (1938) 木材価格の季節変動に就いて. *林業経済政策資料第三輯*, 社団法人全国山林会連合会, 43-56.
- 望月 峯 (1929) 主要林産物の価格変動に就いて 殊に其の統計的研究. *東大農演報*, 7, 1-65.
- 森 義昭 (1970) 木材の価格変動分析. *日林誌*, 52 (8), 227-237.
- 農林水産省 (2017) 木材価格統計調査. <http://www.maff.go.jp/j/tokei/kouhyou/mokuryu/kakaku/> (参照 2017-01-23).
- R Core Team (2016) R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>
- Shmueli, G. (2010) To explain or to predict?. *Statistical Science*, 25 (3), 289-310.
- 竹内 啓 (1989) *統計学辞典*. 東洋経済新報社, 1185pp.
- 多田 忠義 (2012) 東北地方における合板向け国産材供給体制の実態. *林業経済研究*, 58 (1), 68-77.
- Winters, P.R. (1960) Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 6 (3), 324-342.
- 行武 潔 (1981) 木材価格の周期性. *木材工業*, 36 (5), 203-209.
- 行武 潔・吉本 敦・樋口 幸浩 (2004) 九州の民間2市場における木材価格の時系列分析. *森林計画誌*, 38 (2), 61-74.

Measuring forecasting accuracy for exponential smoothing and ARIMA models: a case of forecasting monthly prices of Japanese *sugi* and *hinoki* logs

Tetsuya MICHINAKA^{1)*}, Hiroyasu OKA¹⁾, Hirofumi KUBOYAMA¹⁾ and Nobuyuki YAMAMOTO¹⁾

Abstract

Exponential smoothing (ETS) method and autoregressive integrated moving average (ARIMA) models have been applied to forecasting monthly price of logs, *sugi* (Japanese cedar, *Cryptomeria japonica* D. Don) and *hinoki* (Japanese cypress, *Chamaecyparis obtusa* (Sieb. et Zucc.) Endl.). In this research, we evaluated the forecast accuracy of these two approaches through cross validation. Monthly current price data from January 2002 to December 2016 were used. The results show that the forecast accuracy of ARIMA models was not statistically significantly different from that of ETS method at 5% level for the period from January 2010 to December 2016 under all 12 forecast horizons of one month to 12 months. By comparing with the amount of changes in original prices, it was found that both ETS method and ARIMA models forecasted with smaller mean absolute errors than mean absolute amount of changes in prices within 8 months of forecast horizons at 5% level, which showing that ETS method and ARIMA models outperformed naive method. However, by comparing with seasonally adjusted naive method, ARIMA model showed better forecast accuracy only for forecast horizons of 1 and 2 months for *hinoki* at 5% level of statistical significance, while ARIMA model at other horizons and ETS method did not outperform seasonally adjusted naive method in forecast accuracy.

Key words: price of logs, forecast errors, exponential smoothing, ARIMA models, seasonally adjusted naive method, cross validation

Received 16 June 2017, Accepted 10 November 2017

1) Department of Forest Policy and Economics, Forestry and Forest Products Research Institute (FFPRI)

* Department of Forest Policy and Economics, FFPRI, 1 Matsunosato, Tsukuba, Ibaraki, 305-8687 JAPAN; e-mail: michinaka.t@affrc.go.jp