資料４

民間在庫品増加における外挿法について

１．問題の所在

（速報推計段階での未入手基礎データへの対応）

四半期別 GDP 速報（QE）では、各項目の推計に必要な基礎データの入手に関して公表のタイミング等に大きな制約があるため、未入手データについては何らかの補外・仮置きを行う必要がある。特に１次速報の段階では利用可能でない基礎データが多く、データの欠落月が発生する。これに対する補外・仮置きの方法としては、

① 未入手の期間に代替的なデータが存在する場合はそれの利用、

② ３ヶ月目を前２ヶ月の前年比で補外、

等により対処している。

（民間在庫品増加の問題）

民間在庫品増加の仕掛品と原材料に関しては、１次速報の段階では、四半期データが欠如していることに加え、利用可能な代替データもない。このため、現行推計においては、名目値及び実質値の季節調整値を前四半期の値で仮置きし、GDP への影響を寄与度ゼロ（前期差ゼロ）の中立的なものにしている。これには、各項目の推計は、経済の現況を測定した基礎統計の観測値に基づくべきであり、特定の経済理論を仮定した計量モデルによる推計は用いてはならないという原則が反映されている。

しかしながら、これまでの１次 QE から２次 QE にかけての改定履歴を検証すると、民間在庫品増加の改定幅は大きく、GDP 全体の改定幅への寄与度も大きなものとなっている（**図表４－１**）。また、国際的にも統計精度の基準として改定幅が重視されており、改善に向けた対応が必要。

２．改善に向けた対応の検討

（海外における対応例）

欧州やＩＭＦ等の推計指針においては、速報値の推計において基礎データが入手可能でない場合は、数学的・統計的モデル(ARIMA モデル等)の利用が有用であることが示されており（**図表４－２**）、各国においてもモデルによる外挿が用いられている（**図表４－３**）。ただし、これらモデルの利用にあたっては、過去のデータに基づいて外挿が行われるため、トレンドの変化（景気の転換点等）は把握できないことに留意する必要がある。

（ARIMA モデルによる予測結果）

国民経済計算部においては、１次 QE の精度を高め、１次 QE から２次 QE への改定幅を小さくする手法を検討してきたが、季節パターン以外の景気循環や生産調整等による在庫変動も季節調整モデル（ARIMA）に適切に記述される可能性が高く、モデルによる予測値（注１）が、より２次の値に近似するケースの頻度が高いことが検証された。**（図表４－４、５、６）**

（注１）現行の季節調整（X-12-ARIMA）で用いられる ARIMA モデルによって１期先の原系列を予測し、これに対して季節調整を施している。

（検討の必要性）

このような点を踏まえると、２次 QE における改定幅を改善すべく、１次 QE における民間在庫品増加（仕掛品、原材料）の仮置き値については、季節調整に用いている ARIMA モデルの予測値（注２）を用いることも選択肢の一つではないか。ただし、景気判断に予断を与える危険性はないか等の点について吟味する必要がある。

（注２）予測値はできるだけ事前にアナウンスすることが望ましいと考えられる。

図表4-1　四半期別名目及び実質 民間在庫品増加(季節調整済)改定履歴

（GDPに対する寄与度,%）

	名目			実質		
	1次	2次	改定幅（1次→2次）	1次	2次	改定幅（1次→2次）
2002年/4-6期	▲ 0.0	0.0	0.07	0.0	0.2	0.16
2002年/7-9期	0.4	0.4	0.0031	0.5	0.5	0.0022
2002年/10-12期	0.0	▲ 0.1	▲ 0.11	0.0	▲ 0.1	▲ 0.11
2003年/1-3期	▲ 0.1	0.4	0.49	▲ 0.2	0.1	0.31
2003年/4-6期	▲ 0.1	▲ 0.5	▲ 0.36	0.1	▲ 0.2	▲ 0.24
2003年/7-9期	0.1	0.6	0.43	0.0	0.3	0.32
2003年/10-12期	▲ 0.1	▲ 0.5	▲ 0.42	0.0	▲ 0.3	▲ 0.32
2004年/1-3期	0.2	0.5	0.35	0.2	0.5	0.28
2004年/4-6期	▲ 0.1	▲ 0.4	▲ 0.28	▲ 0.0	▲ 0.3	▲ 0.23
2004年/7-9期	0.0	▲ 0.1	▲ 0.12	▲ 0.1	＊ ▲ 0.1	▲ 0.01
2004年/10-12期	▲ 0.0	0.2	0.23	＊ 0.0	＊ 0.2	0.18
2005年/1-3期	0.4	0.3	▲ 0.12	＊ 0.4	＊ 0.3	▲ 0.16
2005年/4-6期	▲ 0.4	▲ 0.1	0.28	＊ ▲ 0.5	＊ ▲ 0.2	0.34
平均（絶対値）			0.25			0.20
平均（単純）			0.03			0.04

＊は連鎖方式による

図表４－２：国際的な指針におけるデータ未入手期間の外挿法

四半期または月次のデータについて、入手されていない期間を外挿するには次のような方法があることが提示されている（下線は国民経済計算部による）。

(1) IMF によるＱＥ推計マニュアル（IMF(2001)“Quarterly National Accounts Manual – Concepts, Data Sources, and Compilation”）

第７章　機械的予測

C. 月次もしくは四半期データに基づく予測

（略）

7.20.　補外のための関連指標が全く使えない場合は、系列における基調トレンドの強さと季節性の重要度に応じたいくつかの選択肢が考えられる。一般的に適用可能な１つの選択肢は ARIMA による時系列モデリングの手法を使うことである。この手法は、多くの場合において１、２期先の妥当な予測ができることが立証済みである。しかし ARIMA のモデリングは複雑で時間を要し、統計に関する高度な知識を必要とする。また、ARIMA モデルは基本的に系列の基調トレンドの変化を予測することはできない。当該手法の予測力に対する高い評価は、主として季節性など系列の反復的な変動を抽出する能力に由来するものである。

7.21.　したがって、系列に強い季節変動とトレンドが存在する場合、大幅に少ない労力でしかも潜在的にもより優れていると考えられる解決法は以下の３段階の処理であろう。

- 最初に、標準的な季節調整ソフトウェア（例：X-11-ARIMA または X-12-ARIMA）を使い、系列を季節調整しトレンド要素を推計する。この目的だけに関して言えば、季節調整の基本的な知識しか必要とされず、ARIMA のモデリングに関する知識は必要としない。
- 次に、トレンド要素を、判断、予測あるいは年次データに基づいて、もしくは下記（7.5）式による単純なトレンド推計算式を用いて最新トレンドを予測することで、延長する。
- 最後に、トレンド予測へプログラムにより算出された季節要因および不規則要因を乗ずる。

7.22.　多くの場合では、もっと簡単な以下の接近法で十分であろう。

- 系列（数量または価格あるいはその両方）に明確なトレンドや季節性がない場合、単純に直近の観測値を繰り返す、もしくは欠落している期間の値は例えば直近２期分の観測値の単純平均とすることができる。
- 系列に強い季節変動があるが、系列の変動に明確な基調トレンドがない場合、前年同期の変数の値を単純に繰り返す、もしくは欠落してい

る観測値部分には過去数年の同時期の平均値をあてることができる。

・系列に明らかなトレンドがあるが、顕著な季節変動がない場合、直近の観測値における期毎の変化率の加重平均を用いることで、例えば、直近の３つの観測値の加重平均を以下のように使って、過去のトレンドが予測可能である。

$$X_{T+t} = X_{T+t-1} \cdot \left[\frac{3}{6} \cdot \frac{X_T}{X_{T-1}} + \frac{2}{6} \cdot \frac{X_{T-1}}{X_{T-2}} + \frac{1}{6} \cdot \frac{X_{T-2}}{X_{T-3}} \right] \quad (7.4)$$

・系列に明らかなトレンドと強い季節変動のどちらも見られる場合、１つの簡易な選択肢は、直近の観測値における過去の年々の前年同期比の加重平均を外挿係数として用いることで前年同期の値を補外することであろう。例えば、直近の３つの観測値の加重平均を以下ように用いる。

$$X_{T+t} = X_{T+t-s} \cdot \left[\frac{3}{6} \cdot \frac{X_T}{X_{T-s}} + \frac{2}{6} \cdot \frac{X_{T-1}}{X_{T-s-1}} + \frac{1}{6} \cdot \frac{X_{T-2}}{X_{T-s-2}} \right] \quad (7.5)$$

この算式において、ｓは系列の周期性であり、X_Tは直近の観測値の水準であり、ｔは予測する期間の数である

(2)欧州統計局によるＱＥ推計マニュアル（Eurostat（1999）“Handbook on quarterly national accounts”）

第６章　数学的・統計的手法の貢献

（略）

6.16.　数学的・統計的手法の使用にあたっては、国民経済計算体系の推計が純粋な計量経済学的な推計となってしまう可能性を避けるべく、いかなる場合においても、いくつかの原則を遵守すべきである。この哲学は、実際、会計的原則とは全く異質なものである。

数学的・統計的な手法が妥当となる特性は以下のように要約することができよう。

a.　基礎的な情報セットには推計されるべき集計値の適切な代理変数とみなされる統計変数を含んでいなければならない。

b.　国民経済計算の特定の集計値について高い説明力を有しているが、上記（a）を満たさないような全ての変数は基礎的な情報セットから取り除かれなければならない（例えば、GDP の推計に金利を用いること）。

c.　統計モデルには、経済学的な仮説を意味するような四半期勘定の集計値間のいかなる関係、例えば、消費と可処分所得の間における関係、も組み込む必要はない。

d.　基礎的な情報セットは四半期勘定の推計が行われる国の経済に関連する変数のみを含むものでなければならない。即ち、情報セットは閉

じていなければならない。

e.　数学的・統計的モデルの算式には、国際貿易に関するものを除き、他の国の四半期別集計値との間のいかなる関係もまれるべきでない。

数学的・統計的モデルによる四半期勘定の推計に関する上記特性のリストは、これらモデルと四半期勘定系列の作成と利用に関する考察に基づくものである。経済学的な仮説はしばしば四半期勘定系列から得られたデータに基づいて実証される。経済政策のシミュレーションもまた国民経済計算のデータに基づいて、異なるシナリオと異なる経済の経路を調べるべく試行される。経済学的な仮説が推計プロセスにおいて用いられている場合、それはデータのみならず経済理論と経済政策の評価にも大きな影響を及ぼしうる。そのため、<u>四半期勘定の計数の推計は経済学的な仮説に関して中立的でなければならない</u>。

国民経済計算のデータは、年次であれ四半期であれ、しばしば経済学の異なる仮説を実証するために、また経済発展の代替シナリオをシミュレートするために用いられる。これらの実証を確かなものとするためには、<u>国民経済計算のデータは特定の経済理論を念頭に置くことなく中立的に推計されなければならない</u>。

（略）

第７章　いくつかの数値例

（略）

ステップ５：トレンドによる外挿法または補助系列の非存在下での一変数モデルの利用

（略）

トレンドによる外挿法

7.12.　トレンドによる外挿法は、目的変数と厳密に関連している四半期系列が直近年次まで利用可能であるという考えに基づいている。

この場合、実際の適用としては２つの状況が考えられる。

・　基礎的な情報が存在するものの、利用可能となるまでの時間的ラグが大きいため足下の年次については利用することができない。

・　基礎的な情報は直近の過去まで利用可能であったものの、上記以外の理由によってもはや入手が不可能である。

通常用いられる外挿手法は上記の状況いずれにおいても一般的な解決法である。

7.13.　問題の解決にとって有益に適用可能な主たる外挿手法は：

・　<u>一変数による ARIMA 手法</u>

・　一変数による指数平滑法（注：参考を参照）

いずれの場合においても、新しい年次の値が利用可能となった際には、それまでの暫定値は時間的整合性の制約に基づいて調整される必要がある。なお、もし過去の四半期別集計値が原系列と季節調整系列ともに存在するならば、両方の系列を ARIMA モデルで外挿可能なこと

を確認するのは有益かもしれない。

図表 7.3（略）はトレンド外挿法を適用することによって得られた結果を図示している。1998 年の最初の２四半期の予測は、1997 年末までの利用可能な四半期系列によって同定・推定された ARIMA モデルによって得られたものである。明らかに、この手法は系列の過去の値によって記述される経路につながらない動きを予測することは不可能である。比較のために、図表 7.3 には（1998 年末になって計測された）四半期別実績値も示されている。

（参考）指数平滑法（Exponential Smoothing）について

時系列データからトレンドを抽出する方法の一つ。ウエイトが指数的に減少していく加重平均。これを用いて短期の予測を行うことができる。データの数が少ない場合に向いていると言われる。最も単純な一変数による平滑法は以下のとおり。

$$\hat{y}_t = \alpha y_t + (1-\alpha)\hat{y}_{t-1} \qquad (１)$$

y_t ：実績値、$\hat{y}_t$ ：平滑値、α ：平滑パラメータ（$0 < \alpha \le 1$）

平滑パラメータαは任意に設定することも推定することもできる（小さいほど滑らかな系列を得る）。これを変形すると、今期の平滑値は以下のように過去のデータの指数型の加重平均値として表される。

$$\hat{y}_t = \alpha \sum_{s=0}^{t-1} (1-\alpha)^s y_{t-s} \qquad (２)$$

１期先の予測値は、（１）で実績値の代わりに予測値（平滑値）を代入して得ることができ、当期の平滑値と等しくなる。

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+1} &= \alpha \hat{y}_{t+1} + (1-\alpha)\hat{y}_t \\ \therefore \hat{y}_{t+1} &= \hat{y}_t \end{aligned} \qquad (３)$$

なお、英国等で用いられているHolt-Winters法はトレンドや季節性を有する系列に有用な指数平滑法の一つである。季節性がない場合の基本的なHolt-Winters法の算式は以下のとおり。m_tをトレンド関数の水準、n_tをその傾きを表すパラメータとすると、$t+k$期の平滑値は次のように表すのが自然である。

$$\hat{y}_{t+k} = m_t + n_t k \qquad (４)$$

すなわち１期先の予測値は$\hat{y}_{t+1} = m_t + n_t$となる。$t+1$期の水準が実績値及び推計値（平滑値）の加重平均で表されると考えると、次の関係式を得る。

$$m_{t+1} = \alpha y_{t+1} + (1-\alpha)(m_t + n_t) \qquad (５)$$

また、$t+1$期の傾きn_{t+1}を$m_{t+1} - m_t$とt期において推計された傾きn_tの加重平均とすると、

$$n_{t+1} = \beta(m_{t+1} - m_t) + (1-\beta)n_t \qquad (６)$$

となる。α, βは任意に設定あるいは推定される平滑パラメータであり、$0 < \alpha, \beta < 1$である。これを、初期条件を$m_2 = y_2, n_2 = y_2 - y_1$として$\hat{y}_{t+1}$を求める。

図表４－３：イギリスの四半期別ＧＤＰ速報推計（生産側）における外挿法

	外挿データのシェア（2001年の付加価値に対する比率）	外挿法
１次 QE	24%	Holt-Winters 法（指数平滑法の一つ）
	9%	専門家による判断
	6%	3ヶ月目を ARIMA モデルで予測
	5%	代替的な基礎データの利用
	12%	その他
２次 QE	10%	Holt-Winters 法（指数平滑法の一つ）
	13%	専門家による判断
	5%	代替的な基礎データの利用
	5%	その他
３次 QE	7%	Holt-Winters 法（指数平滑法の一つ）
	8%	専門家による判断
	5%	代替的な基礎データの利用

（出所）Hugh Skipper（2005）“Early estimates of GDP: information content and forecasting methods” *Economic Ttrends* 617, pp26-35.（Office for National Statistics, UK）

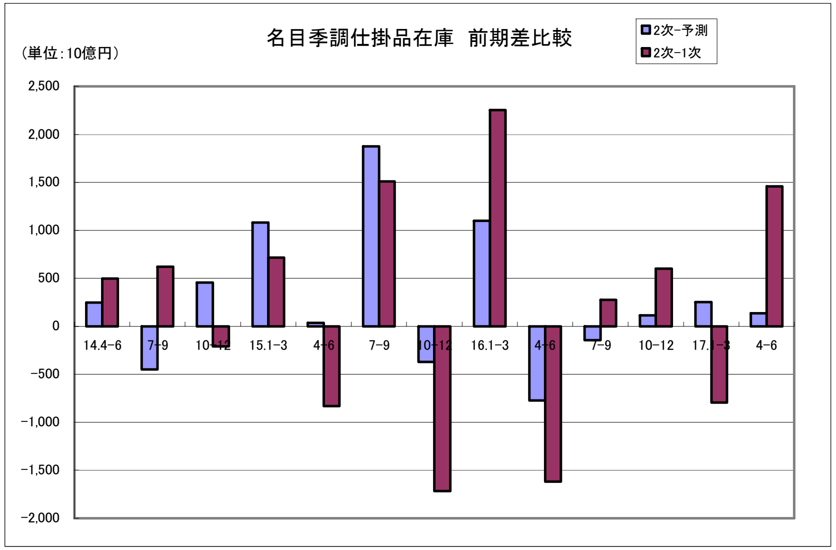
図表4-4　仕掛品・原材料在庫季節調整系列前期差　予測系列・1次QE・2次QEでの比較

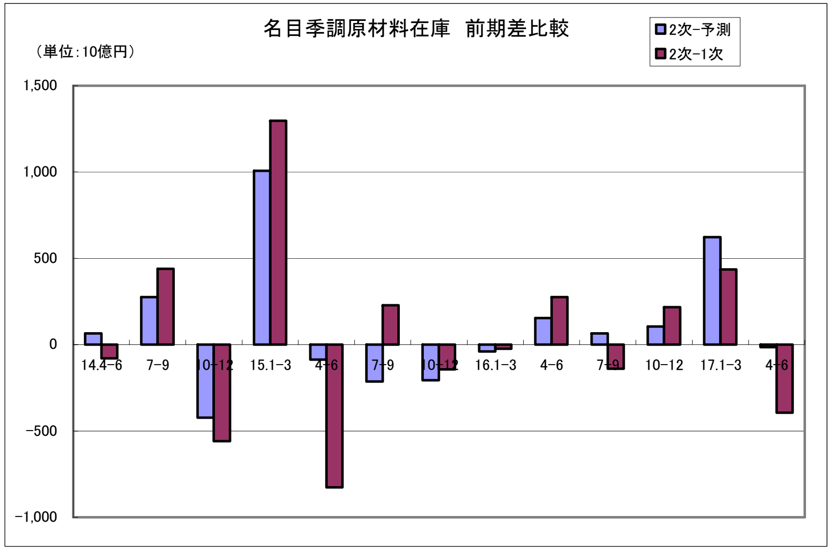
（単位：10億円）

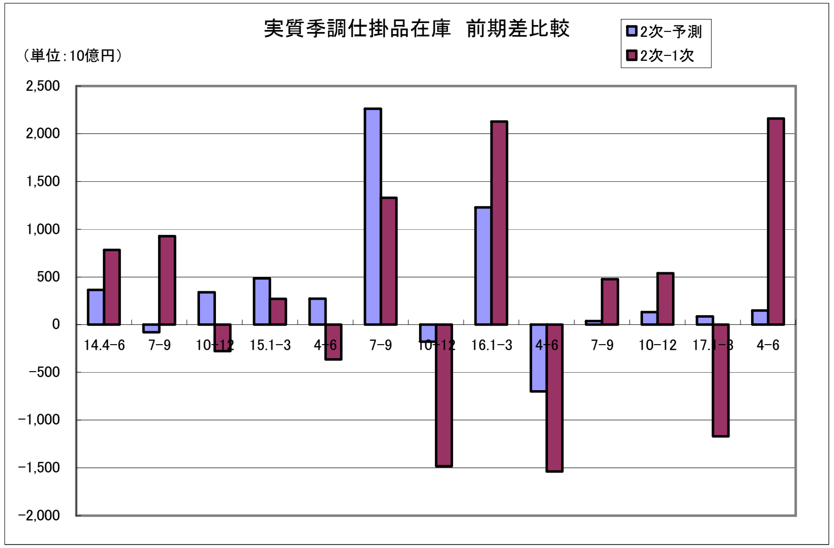
		14.4-6	7-9	10-12	15.1-3	4-6	7-9	10-12	16.1-3	4-6	7-9	10-12	17.1-3	4-6	絶対値の平均
名目仕掛品	予測系列	251.8	1,071.4	−666.0	−364.4	−865.8	−367.1	−1,343.7	1,153.9	−844.9	420.4	487.5	−1,049.4	1,322.4	
	1次QE	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2次QE	497.6	621.1	−209.6	715.7	−832.0	1,508.7	−1,715.4	2,253.5	−1,617.9	277.6	600.6	−795.3	1,457.1	
	2次−予測	245.8	−450.3	456.4	1,080.1	33.9	1,875.8	−371.8	1,099.6	−772.9	−142.8	113.1	254.1	134.7	540.8
	2次−1次	497.6	621.1	−209.6	715.7	−832.0	1,508.7	−1,715.4	2,253.5	−1,617.9	277.6	600.6	−795.3	1,457.1	1,007.8
名目原材料	予測系列	−145.0	165.2	−135.0	289.2	−741.1	441.6	63.3	16.2	121.6	−204.2	112.3	−185.3	−380.3	
	1次QE	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2次QE	−78.8	440.8	−558.3	1,296.9	−827.2	228.3	−141.9	−23.9	275.6	−138.8	216.7	436.6	−394.0	
	2次−予測	66.2	275.6	−423.3	1,007.7	−86.1	−213.3	−205.2	−40.1	153.9	65.4	104.4	621.9	−13.7	252.1
	2次−1次	−78.8	440.8	−558.3	1,296.9	−827.2	228.3	−141.9	−23.9	275.6	−138.8	216.7	436.6	−394.0	389.1
実質仕掛品	予測系列	420.7	1,009.4	−614.9	−216.9	−637.8	−933.2	−1,305.2	901.9	−840.7	438.4	404.0	−1,254.8	2,010.8	
	1次QE	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2次QE	783.6	927.6	−275.7	268.9	−364.1	1,327.8	−1,484.9	2,128.8	−1,539.7	474.3	536.8	−1,167.8	2,159.5	
	2次−予測	363.0	−81.8	339.2	485.8	273.8	2,261.0	−179.7	1,226.9	−699.0	35.8	132.7	87.0	148.7	485.7
	2次−1次	783.6	927.6	−275.7	268.9	−364.1	1,327.8	−1,484.9	2,128.8	−1,539.7	474.3	536.8	−1,167.8	2,159.5	1,033.8
実質原材料	予測系列	−72.9	96.6	−93.3	330.6	−640.5	319.1	129.7	−0.6	95.2	−234.5	140.7	−191.3	−349.4	
	1次QE	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2次QE	86.7	548.6	−578.0	1,184.6	−709.6	168.0	−120.5	95.2	344.3	−164.1	229.4	411.7	−425.0	
	2次−予測	159.6	452.0	−484.7	854.0	−69.1	−151.1	−250.2	95.8	249.1	70.4	88.7	602.9	−75.6	277.2
	2次−1次	86.7	548.6	−578.0	1,184.6	−709.6	168.0	−120.5	95.2	344.3	−164.1	229.4	411.7	−425.0	389.7

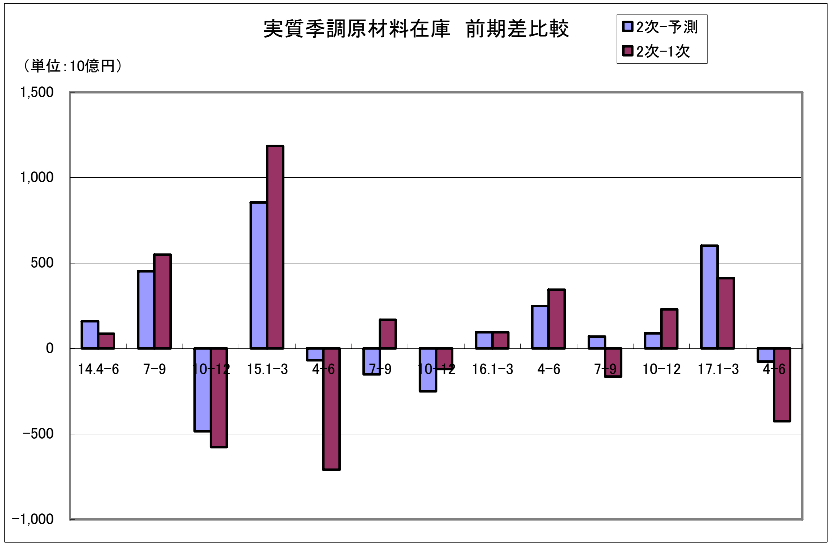
（注）予測系列とは、現行の季節調整系列（X-12-ARIMA）で用いられるARIMAモデルによって1期先の原系列を予測し、これに対して季節調整を施したもの。

図表4-5 仕掛品・原材料在庫季節調整系列前期差 予測系列・1次QE・2次QEでの比較









（注）予測系列とは、現行の季節調整系列（X-12-ARIMA）で用いられるARIMAモデルによって１期先の原系列を予測し、これに対して季節調整を施したもの。

図表４－６：ARIMAモデルによる予測の改善度合い

① 平均平方根誤差（RMSE）による評価

（10億円）

	現行方式	ARIMAモデル
名目・仕掛品在庫	1,234.9	589.6
名目・原材料在庫	563.4	408.9
実質・仕掛品在庫	1277.4	513.0
実質・原材料在庫	528.5	388.0

ただし、$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(\tilde{Y}_t - Y_t\right)^2}$

n ：データ期間数（10期間：2002年4-6月期～2005年4-6月期、ただし7-9月期は２次QEでの改定に確報化による要因が含まれるため除外した）

$\tilde{Y}_t$ ：各方式による予測値（前期差）、現行方式ではゼロ，Y_t ：２次QEにおける実績値（前期差）

② χ^2検定による評価

推計値と2次速報値との乖離幅		平均	分散	χ^2	1%	5%	10%
名目仕掛品	ARIMA方式	227.3	328902.8	1.94	2.09	3.33	4.17
	現行方式	35.4	1523808.8				
名目原材料	ARIMA方式	118.6	170129.5	4.83	2.09	3.33	4.17
	現行方式	20.2	316960.2				
実質仕掛品	ARIMA方式	217.8	239629.5	1.33	2.09	3.33	4.17
	現行方式	104.5	1620834.2				
実質原材料	ARIMA方式	117.0	152043.5	4.95	2.09	3.33	4.17
	現行方式	51.9	276636.9				

ただし、$\chi^2 = (n-1)\cdot s^2 / \sigma_0^2$、$n$ ：データ期間数（上に同じ）、s^2 ：ARIMA方式による標本分散、σ_0^2 ：現行方式による分散

帰無仮説Ｈ$_0$： $\sigma^2 = \sigma_0^2$ （ARIMA方式による分散は現行方式に等しい），対立仮説Ｈ$_1$： $\sigma^2 < \sigma_0^2$ （ARIMA方式による分散が現行方式より小さい）