



2	NAIRU の推計モデル .....	79
3	固定 NAIRU の推計 .....	80
4	可変 NAIRU の推計 .....	88
5	まとめ .....	99

## 第4章 構造的失業と失業期間 - フローデータによる分析 - \*

中村二郎（東京都立大学）

佐倉 環（国民経済研究協会）

### 1. はじめに

失業率のトレンド的な上昇に対応して、どのようなタイプが失業しているのか、という失業構造が注目されるようになってきた。特に、短期的な景気拡大策では対応できないとされる構造的失業率の水準に対する関心が高まっている。最近の労働白書においても構造的失業率の推計が行われており、短期的には吸収できないような失業者が増加していることが示唆されている。

しかし、UV分析による失業構造の分析に関しては、これまでも多くの批判がなされている。UV分析だけでなくNAIRUなどのマクロ経済的視点からも分析が行われているが、それらの結果は必ずしも整合的とは言えない。需要の増加によっても短期的には吸収されない失業者がどの程度存在しているのか、傾向的に拡大しているのかいないのかは今後の雇用政策の方向性を判断する上で不可欠である。しかしながら、必ずしも統一的な実証的結果が得られていない。

一方で、従来あまり使用されてこなかったフローデータを用いた失業構造の分析が、太田（2002）、黒田（2002）などによって最近行われるようになってきている<sup>1</sup>。多くの問題があるにしる、労働白書などで示されたフローデータの最近の推移は傾向的な特徴を示しており、失業構造を分析する上で貴重な情報を提供するものと考えられる。

この論文では中村（2003）で構築したモデルを用いて失業構造を失業（求職）期間という観点から分析することを試みる。具体的にフローデータを用いて異なった能力を持った失業者の再就職や労働市場から離脱するまでの失業（求職）期間を計測することにより、その期間が労働市場の需給動向とどのように関連しているか幾つかのシミュレーション実験によって把握しようとするものである。

### 2. 最近の失業率の推移と失業構造

図1は、1960年代から最近までのGDP成長率と失業率の関係を描いたものである。短期的な景気循環に対応して失業率の変動はあるもののトレンド的な上昇傾向が見られる。特に、最近の失業率の上昇が若年層や高齢層の失業者の増加と強く関係していることは言うまでもない。

図2は、男子年齢別失業者数の構成比を時系列的に見たものであるが、人口構成の変化に伴う高齢者の増加だけでなく、若年層も最近になって増加してきている。このような変化がトレンド的な失業率の上昇に大きく寄与していることは間違いない。また、失業期間が長いと予想される高齢失業者の増加は失業の履歴効果を益々顕著なものにする可能性がある。

図1. 成長率と失業率の長期的推移

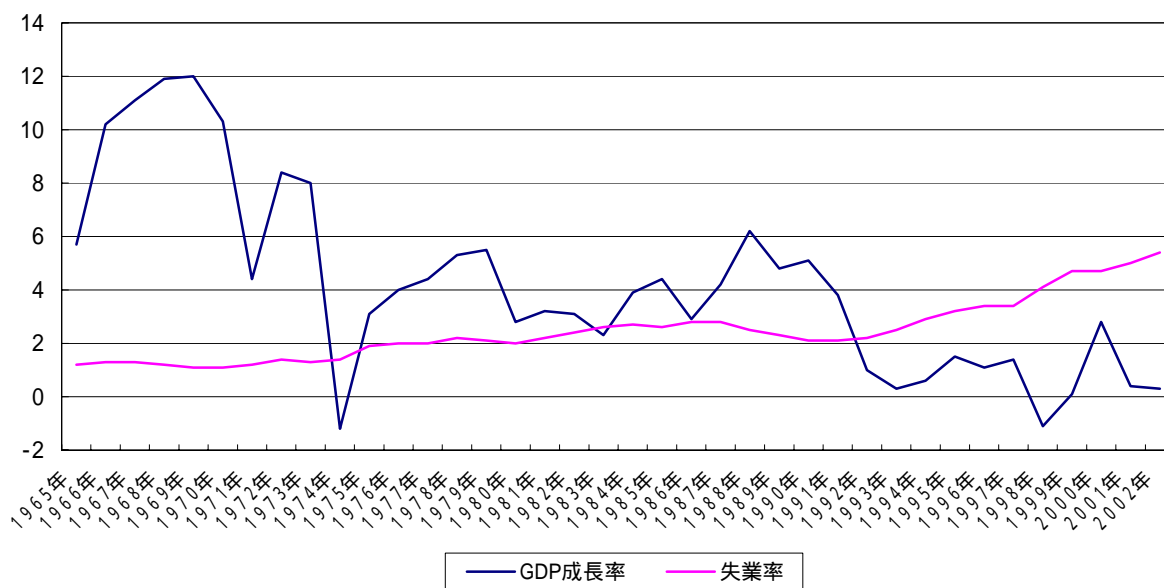
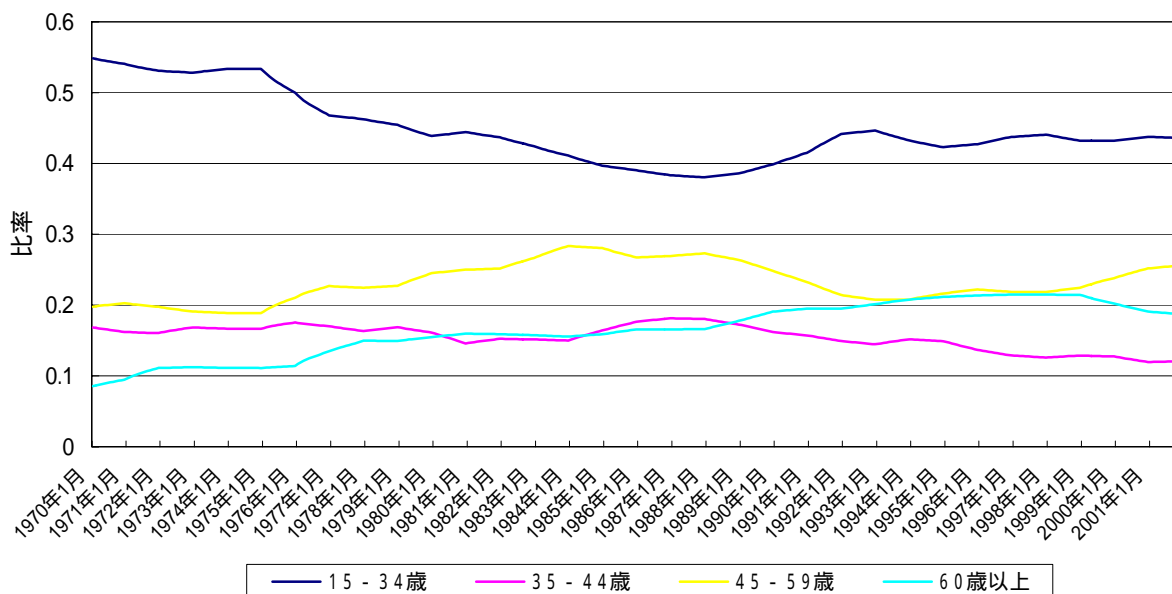


図2. 年齢別失業者構成比の推移



UV 曲線の議論からすれば、よりマッチングの難しい失業者が増加することにより、構造的失業を増加させていることが考えられる。UV 曲線から構造的失業を導出する試みは水野（1982、1992）、日本経済調査会（1985）や最近の労働白書などで既に行なわれている。また、図3のU-V曲線のプロットからは、90年代以降構造的失業が拡大しつつあることを窺わせている。労働白書の計測によれば、90年代に入って構造的失業は増加を続けておりUV曲線の上方シフトを示唆している。しかし、UV曲線の計測に対しては多くの批判があり、

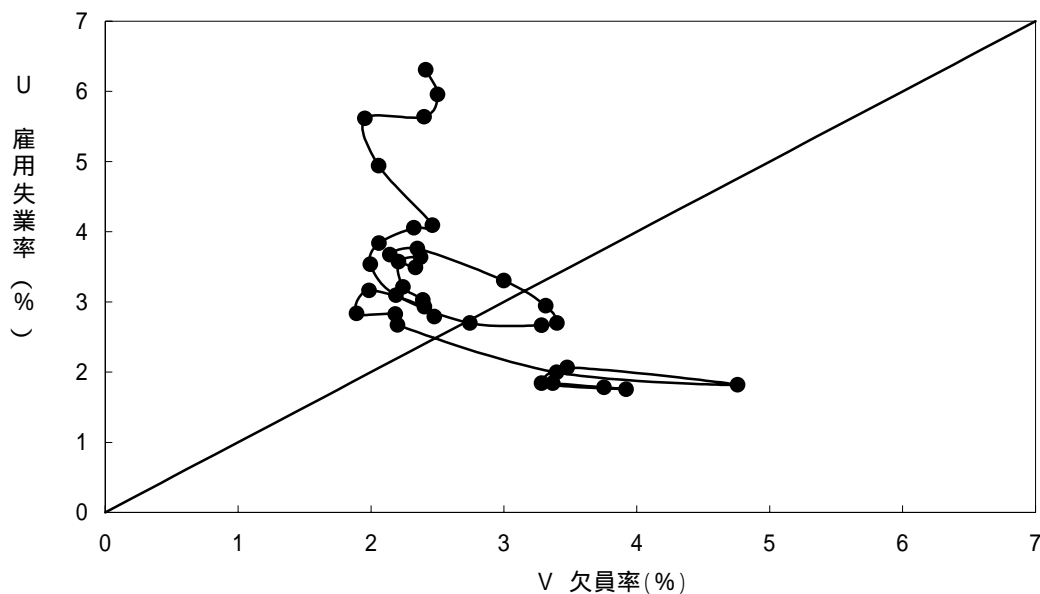
最近行われた労働白書の分析でもそれらに応えたものとはなっていない。

例えば、

- 1) 同時性に対する問題に対応していない。
- 2) 2 期間に分けて UV 曲線を推定しており、UV 曲線のシフト要因を組み込んでいない。したがって、 $U=V$  となる失業率の変化が UV 曲線のシフトのためなのか、それとも構造変化なのか区別ができない。
- 3) 後期においては、多くのサンプルが原点からの 45 度線より右上方（供給超過の状態）にあり、UV 曲線の関数型の違いにより 45 度線との交点の位置が大きく異なる可能性がある。

などである。また、欠員率等の利用データに関する整合性の問題についても十分な検討が行なわれているとは言えない。さらに、UV 分析における  $U=V$  となる失業率は構造的失業と摩擦的失業の合計であり、両者の性格が大きく異なっているが、それを区別することができない、という問題も生じる。

図3 . UV曲線(1968~2002年)



(資料)総務省「労働力調査」、労働省「一般職業紹介状況」

NAIRU と UV 分析の大きな相違は、NAIRU が賃金調整も含んだ議論であるのに対し、UV 分析では明示的に賃金調整を扱っていないということである。超過供給や超過需要の下では必ずそれらを調整するように賃金の変動することになる。そもそも賃金が瞬時に弾力的に調整されるという想定の下では「構造的失業」という概念は存在しなくなる（他の労働条件や労働者に求められる能力なども賃金と共に調整される必要があるが）。したがって、賃金

調整のあり方が失業率や欠員率の動向に影響を与えるとすれば、賃金調整のあり方が変われば、U と V の関係も変化することになる。従来のフィリップス曲線の下方硬直性の議論にみられるように、一般的に賃金調整は景気下降局面で下方硬直的になる性質を持っている。わが国でもバブル経済崩壊後は失業率の変動に比して賃金調整は硬直的になっている、と言われている<sup>(2)</sup>。

このような状況を踏まえれば、(3)で示したように賃金が下方硬直的であるような時期だけを扱ったサンプルで UV 曲線を計測することは大きなバイアスをもたらす事が想定される。

ちなみに以下で簡単な UV 曲線を用いて幾つかの検討を行なってみよう。表 1 は、1968 年から 2002 年までの年データを用いて下記の UV 曲線を推定した結果を整理したものである。

$$\text{Log}(\text{雇用失業率}) = \quad + \quad \log(\text{欠員率}_{-1}) + \quad (\text{シフト要因}_{-1})$$

欠員率は労働白書と同様に職業安定業務統計より作成したものであり、シフト要因としては、サービス産業比率や失業者における 55 歳以上構成比を用いている。表 1 - (1)はシフト要因を含めない推定結果を、(2)はシフト要因としてサービス産業従業者構成比を導入したケースを、(3)は同様に失業者に占める 55 歳以上失業者構成比を用いたケースを、(4)はサービス産業従業者構成比と 55 歳以上失業者構成比の両方を用いたケース示している。

ここで、注意しなければいけないことはシフト要因を導入するかどうかで の値が大きく異なること、計測期間を変化させることにより一部のパラメータ値が大きく変化することである。この点は先に示した UV 曲線を計測する上での問題点が現れていると判断することができる。

ちなみに、(2)の結果を用いて構造的失業率（摩擦的失業率を含む）を計算すると、図 4 のようになり、最近の失業率の 7 割以上が構造的失業率と摩擦的失業率で占められていることになる。当然のこととして、比較的最近だけのサンプルだけで推定された結果を用いれば、上述したようにパラメータ値がかなり異なってくるため構造的失業率の値も違ったものとなる。

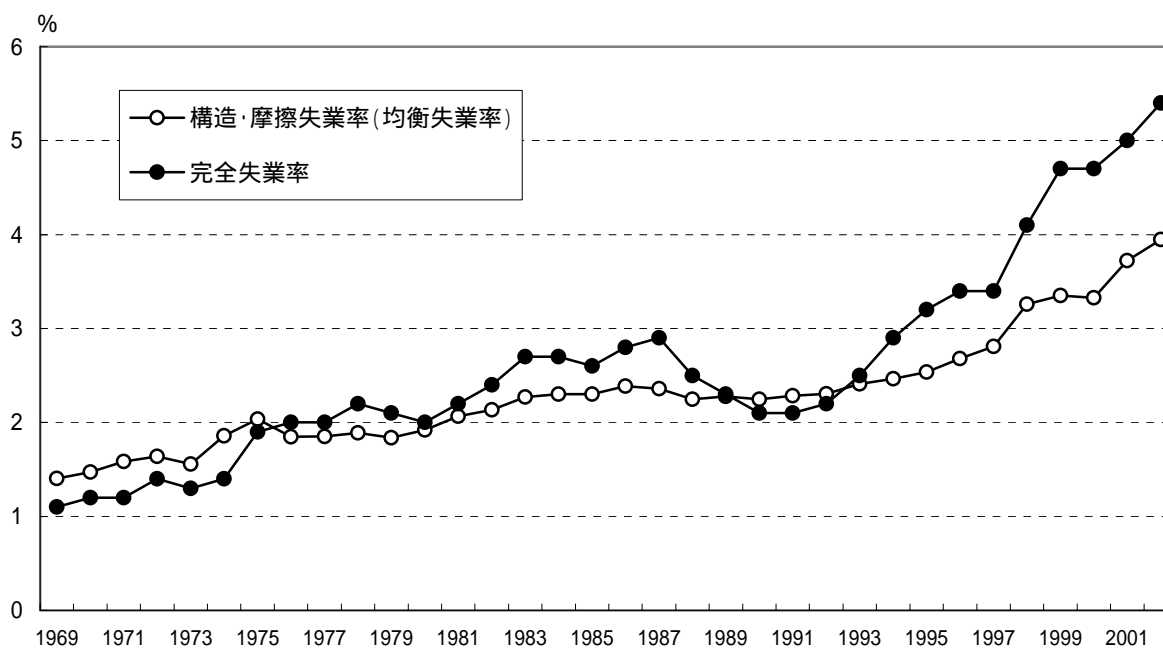
以上のことから、UV 曲線を用いた失業構造の把握には多くの困難が伴うこと、そのことによるバイアスを回避するのはかなり難しい作業であることが確認できた。次節では、若干異なった視点から失業構造の把握を試みる。フローデータを用いて失業期間を対象を絞って失業構造の変化を把握することを試みる。しかし、周知のようにフローデータにもデータ固有の問題点が幾つか存在する。また、公表されたフローデータからは各フローでの失業期間を知ることはできない。ここでは、中村（2003）で試行的に作成したフローデータを用いたモデルを一部修正することにより、U = V となるような状況の下で、各失業グループの失業（求職）期間の分布が時点間でどのように変化しているか検討する。

表1. UV曲線の推定結果

		欠員率	第3次産業就業者比率	高齢者(55歳以上)失業者比率	R2	DW
1	A (69-02)	-1.04 ( -5.78 )			0.50	0.33
	B (69-85)	-0.81 ( -6.07 )			0.69	0.79
	C (86-02)	-1.04 ( -3.37 )			0.39	0.28
2	A (69-02)	-0.49 ( -4.47 )	0.05 ( 9.36 )		0.86	0.48
	B (69-85)	-0.26 ( -2.60 )	0.06 ( 6.95 )		0.93	1.62
	C (86-02)	-0.67 ( -3.81 )	0.08 ( 6.16 )		0.82	0.58
3	A (69-02)	-0.52 ( -3.05 )		0.07 ( 4.89 )	0.71	0.46
	B (69-85)	-0.43 ( -2.83 )		0.05 ( 3.45 )	0.82	1.24
	C (86-02)	-0.88 ( -2.66 )		0.09 ( 1.22 )	0.41	0.40
4	A (69-02)	-0.55 ( -4.78 )	0.06 ( 6.28 )	-0.03 ( -1.47 )	0.87	0.58
	B (69-85)	-0.28 ( -2.78 )	0.08 ( 4.81 )	-0.03 ( -1.41 )	0.93	2.02
	C (86-02)	-0.54 ( -3.20 )	0.08 ( 6.80 )	0.08 ( 2.16 )	0.86	1.12

( )はt値

図4. 失業率の推移



資料)総務省「労働力調査」、労働省「一般職業紹介状況」

### 3. フローデータを用いた失業期間の分析

中村(2003)においてフローデータを用いて異なった年齢層に関する失業構造を分析するモデルを構築した。以下では、それを一部修正したモデルを用いて失業期間に関する分析を試みる。

使用するモデルを簡単に説明しよう。今、3つの状態(非労働力(N)、就業(E)、失業(U))からの各々の  $t-1$  期から  $t$  期への状態間の移動を、NN、NU、NE、UN、UU、UE、EN、EU、EE とし、その推移確率を小文字で表すことにしよう。したがって、フローデータより、 $U_{t-1} \rightarrow U_t$  となる推移確率を  $uu_t$  とすれば、 $uu_t = \Pr(U_{t-1} \rightarrow U_t)$  となり、 $(U_{t-1} \rightarrow U_t) / U_{t-1}$  として計算される。説明を簡単にするために  $\Pr(U_{t-1} \rightarrow N_t) = 0$  だと仮定すれば、 $1 - uu_t = \Pr(U_{t-1} \rightarrow E_t)$  となる。

以上の推移確率は、 $U_{t-1}$  に含まれる様々な失業者の平均的な値として定義されている。転職行動に関するこれまでの分析(中村(2001)などを参照)によれば、失業(求職)期間と転職率の間には有意な負の関係があるとされている。つまり、失業期間が長くなるほど、良好な転職先を見つけることが難しくなることを示唆している。このことは逆に企業にとって望ましい失業者ほど失業(求職)期間が短くなる傾向を示すものであり、結果として長期間の失業者は相対的に企業の望む技能を身に付けていない、などのことが考えられる。

ここで、次の二つの仮定を導入する。

A  $t$  期に新たに失業者となったグループは企業が望む能力( $Z$ )に関して特定の分布  $F_t$  に従う。

B 分布  $F_t$  において能力の高い失業者ほど転職できる確率は高く、それは関数

$$G(Z, X_t) \quad G'_z > 0, \quad G'_x > 0$$

で表せるとする。ここで、 $X_t$  は  $t$  期において転職のし易さに影響を与える変数を示す。

この二つの仮定の下では、 $t$  期に新たに失業者となった者の能力は分布  $F$  に依存し、その中で能力の高い者ほど関数  $G$  に依存して相対的に容易に就業していくことになる。 $t$  期に新たに発生した失業者を  $U(0)_t$  とすると(カッコ内の数字は失業期間を示す)

$$U(0)_t = \int F_t(Z) dZ$$

であり、その中で  $t+1$  期に就業できる者は

$$U(0)_t \rightarrow E_{t+1} = \int G(Z, X_t) \cdot F_t(Z) dZ$$

となる。 $t+1$  期にも失業に留まる者は

$$U(0)_t \rightarrow U_{t+1} = U(1)_{t+1} = \int (1 - G(Z, X_t)) \cdot F_t(Z) dZ$$



となる。t + 2 期目にも失業者で留まるものは、

$$U(2)_{t+2} = (1 - G(Z, X_t)) \cdot (1 - G(Z, X_{t+1})) \cdot F_t(Z) dZ$$

となる。ここで、t + n 期に失業者として留まっている者は、

$$U(n)_{t+n} = \int (1 - G(Z, X_{t+i-1})) \cdot F_t(Z) dZ \quad A-1$$

となる。同様に、t + n 期に就業できるものは

$$U(n-1)_{t+n-1} \quad E_{t+n} = \int G(Z, X_{t+i-1}) \cdot \int (1 - G(Z, X_{t+i-2})) \cdot F_t(Z) dZ \quad A-2$$

となる。

以上の U(i) の能力に関する分布は i の増加と共に左側にモードが移動することになる。このことは、失業期間の長い失業者グループは平均的に転職できる確率が小さくなることを示している。このような現象は中村 (2001) などの転職行動を実証的に分析した結果と整合的である。

以上の仮定の下では、 $U_t = \int U(i)_t$  であり、 $U_t$  の中には異なる失業期間の失業者が混在し、失業期間によって推移確率が異なることになる。したがって、失業期間ごとに推移確率は条件付確率となり、 $(i)_t = \Pr(U_{t-1} = U_t | U(i))$  となる。ここで実際に観察される推移確率との関係は、

$$u_{ut} = \Pr(U_{t-1} = U_t) = \int (U(i)_{t-1} / U(i)_{t-1}) \cdot (i)_t \quad A-3$$

である。

観察されるフローデータからは、直接的に  $(i)_t$  を求めることはできない。また、 $F_t(Z)$  や  $G(Z, X_t)$  も対応するデータが利用できないため直接的に推定することは不可能である。しかしながら、他の関連情報を用いることにより、比較的整合的かつ現実妥当性の高い関数形に特定化することは可能である。さらに幾つかの制約条件を課すことにより観察されたフローデータと整合的になるように  $U(i)_t$  や  $(i)_t$  を導出することは可能である。そのような作業が可能ならば、各期の失業者数 ( $U_t$ ) と同数の需要が発生した時に、ある一定以上の失業期間を経なければ就業できない失業者数をモデルのシミュレーションによって導出することが可能となる。

## モデルの解法

フローデータより、以下の推移確率が計算できる。

1) t 期における新たな失業フローへの参入確率

$$\Pr(E_{t-1} = U_t) \quad U-1$$

$$\Pr(N_{t-1} = U_t) \quad U-2$$

2) t 期における継続失業確率

$$\Pr(U_{t,1} | U_t) \quad U - 3$$

3) t 期における失業からの離脱確率

$$\Pr(U_{t,1} | E_t) \quad U - 4$$

$$\Pr(U_{t,1} | N_t) \quad U - 5$$

モデルでは、(U - 1) および (U - 2) 式を外生とし、(U - 3) から (U - 5) 式を内生的に解くことになる。(U - 3) と (U - 4) の内生化的方法は先に述べた関数 F および G の導入によって行われる。(U - 5) については、(U - 3) を導出する過程において一定期間以上失業(求職)者であっても就業できなかった者は、その期間を過ぎると労働市場から離脱する、という仮定の下で (U - 3) と (U - 4) の内生化的と同時に決定される。

就業確率関数 G はロジスティック関数で特定化する。パラメータ値の設定に関しては、t 期における各失業スペルの平均値である (U - 4) を被説明変数とする回帰式を推定し、そこから得られる係数値を制約として G 関数のパラメータ値の初期値を設定する(詳細は後述)。

次に、想定される各期に発生する失業者が全て求職活動をするようになった時期 (T) より、各期において新たに失業者となったフローについて設定された F と G を用いて A-1 および A - 2 を計算する。その後は A-3 を含め通常の推移確率に関する制約が成り立つように解を導出する。最終的には、U - 3 と U - 4 について理論値と観察値の乖離が最も小さくなるように G 関数およびモデルに組み込まれた関数のパラメータ値を修正するという収束計算を行う。以上の手続きによって実際のフローデータの推移と最も乖離が少なくなるようなパラメータ値を得ることができる。

#### 4 . 具体的な作業手順

失業者の質(能力)を年齢のみの関数として扱う。これは、現状では失業者数を年齢以外の要因でコントロールした月次データが得られないことによる。本来は、年齢以外に学歴、失業前の職種、経験年数、資格の有無などの要因が考えられるが今回の分析では、それらの要因は考慮されていない。年齢別の失業者数については、4 つの年齢区分に統合して用いている。4 区分は、15-34 歳層、35-44 歳層、45-59 歳層、60 歳以上である。また、今回の分析は試行的なものであり、男子失業者にのみ対象を絞って分析を行った。

このようにして得られた男子年齢別失業者数は、各期においてモデル内で決定される異なった失業期間について合計した年齢別失業者数に一致しなければならない。また、関数形  $F_t$  についても同様に t 時点で発生した年齢別失業者に関する分布を示すことになる。今回の作業では各時点での直近における 2 年(24 ヶ月)間の年齢別失業者構成比数の平均値を用いて、その分布型を外生的に与えることにする。以上の仮定より各期の新たな失業者の年齢構成は図 2 の比率にほぼ対応したものとなる。なお、年齢計の発生総数は、時点によらず一定値で

固定した。15-34 歳層の構成比は 80 年代後半まで低下し続けるが、その後上昇し、90 年代には横這いとなっている。35-44 歳層の構成比は、80 年代まではほぼ横這いであるが、その後は傾向的に低下している。45-59 歳層の構成比は 80 年代後半まで上昇するが、その後バブル経済崩壊と共に低下するが、最近になってまた上昇傾向が見られる。60 歳以上の構成比は高齢化に対応して一貫して上昇している。

能力を表す指標として年齢を用いたことにより関数 G についても年齢別の就業確率の差異を把握できるものを考えなければならない。いま、年齢別失業者の各期における就業確率  $P_r(UE_{jt})$  は、

$$P_r(UE_{jt}) = \text{EXP}(\alpha_j + \beta EV_t) / (1 + \text{EXP}(\alpha_j + \beta EV_t)) \quad j=1,..4$$

で表せると仮定する。ここで、 $EV_t$  は t 期の市場条件であり、データとしては t-1 期の有効求人倍率を用いている。添え字 j は、年齢階層を示す。推定は、ロジステック変換をした線形回帰モデルで行うが、攪乱項が不均一分散となるため、GLS を用いて行った。

表 2 . 就業確率関数の推定結果

説明変数	係数值	t 値
定数項	0.167245	0.21
1 期前有効求人倍率	0.313720	3.89
15-34 歳失業者比率	-1.87301	2.06
45-59 歳失業者比率	-2.38432	1.80
60 歳以上失業者比率	-4.59807	5.79
標本数		33

推定期間：1969-2001 年、推定方法：GLS

実際の推定は、年データを用いて各期の  $ue$  をロジステック変換したものを被説明変数とし、前期の有効求人倍率、年齢に関する変数を説明変数とする式

$$\alpha_0 + \sum \alpha_j RU_j + \beta EV_t \quad j=1,3,4$$

である。推定結果を表 2 に示す<sup>3)</sup>。35-44 歳層が最も就業確率が高く、逆に、60 歳以上では最も低くなっている。

以上の F および G 関数をモデルに導入し以下でモデルの解を求め、その解を用いて各期の失業者数と同数の需要が与えられたときの失業フローについてシミュレーション実験を行う。

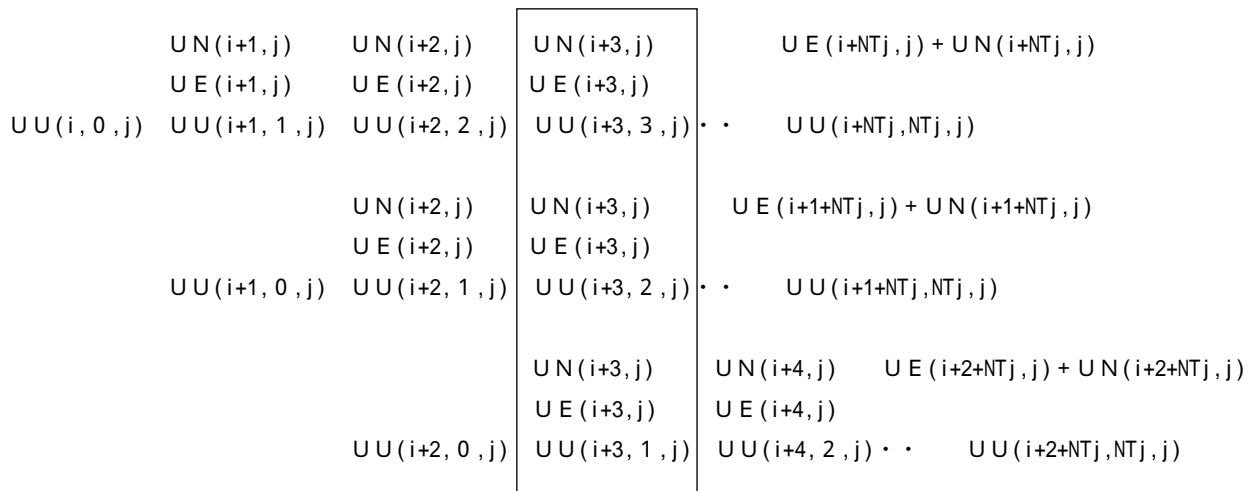
## モデルの収束条件

モデルの収束に関しては、各期の失業者数および UE とそれら理論値の平均絶対誤差率の合計が最も小さくなるように、最終的に同一時点で発生した全ての失業者が労働市場から退出する期間（同一時点で発生した失業者が全て UN となる時期（最大求職期間））と un に関するパラメータ値を内生的に決定するような収束計算を行う。

推移確率  $u_n$  は、それを求職期間の関数とし、最長求職期間 =  $NT_j$  の時に、 $Pr(UN) = 1$  となるようにパラメータ値を設定する。実際には、 $Pr(UN) = a(\text{求職期間})^b$  とし、求職期間が  $NT_j$  となるときに  $uu = 1$  となるように  $a$  の値を与えている。その際、年齢別の就業確率の逆数（期待求職月数）が、年齢間で G 関数の結果と整合的になるように年齢間の最大求職期間を設定する。

具体的な手順は図 5 の通りである。図 5 では、 $UU(i,t,j)$  という記号を用いて、以上の手順を示している。 $UU$  は各期の失業フローであり、 $i$  は失業者となった時期を、 $t$  は失業期間を、 $j$  は失業者の能力を示している。例えば、 $UU(i,0,j)$  は、 $j$  という能力を持った労働者が  $i$  期に失業となり、その時点での失業期間は 0 であることを示している。 $i+1$  期においても、この失業者が失業を継続していれば、 $UU(i+1,1,j)$  となる。 $UN(i,j)$ 、 $UE(i,j)$  は、各々、 $j$  という能力を持つ失業者が  $i$  期に非労働力、就業者へと移動した者を示している。

図 5 . モデル解法の手順



$$\cdot UU(i+3) = j ( UU(i+3, 3, j) + UU(i+3, 2, j) + UU(i+3, 1, j) )$$

注： $UU(i, t, j)$ 、 $i$ ：失業者となった時期、 $t$ ：失業期間、 $j$ ：失業者の能力  
 $NT$ は  $j$  毎および失業発生時毎に異なる。

図では、 $i+3$  期に様々な失業期間を持つ失業者が全て揃うと想定している。 $i+3$  期に、各能力別失業者について失業期間別の失業者を全て足し合わせたものが、その期の継続失業者数（この期に失業者となった者は除く）となる。したがって、 $i+3$  期の継続失業者数  $UU(i+3)$

は、

$$UU(i+3) = \sum_j (UU(i+3,3,j) + UU(i+3,2,j) + UU(i+3,1,j))$$

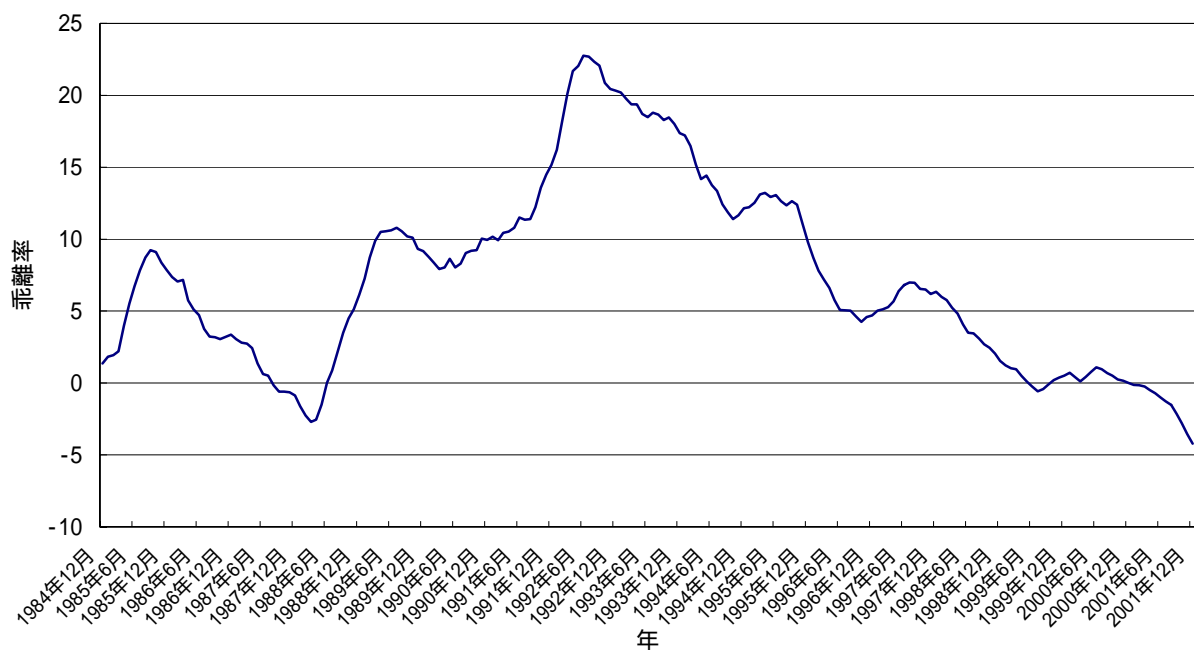
となる。この値は、フローデータの各期における UU の値に対応する。また、各期に発生した失業者は NT<sub>j</sub> 期間後に就業者になるか非労働力化するかによってくまなく配分されることになる。

### モデルの解

モデルは、70年1月を初期時点とし、2001年12月まで動かしている<sup>(4)</sup>。また、収束条件の判定は、1984年12月から2001年12月までの期間について行った<sup>(5)</sup>。各期の継続失業者数の平均絶対誤差率は7.5%である。また、モデルが試行段階のため継続失業者数以外のフロー変数については必ずしも現実妥当性は高くないが、平均絶対誤差率で見て10%前後の説明力を維持している。以下では継続失業者数の結果に焦点を絞って説明を行う<sup>(6)</sup>。

継続失業者数の各期の実績値と理論値の誤差率を図6に示す。この図から分かるように、前半の期間では過大推計に、後半の期間では過小推計になっている。特にバブル崩壊直後には大幅な過大推計となっており急激な景気低迷による影響をモデル内で把握できていない。これは、就業確率が市場要因（有効求人倍率）のみによって決まるという仮定が影響していると考えられる。他の変数（例えば賃金変化率）を導入することなどにより急激な景気変換点に対応できるように工夫する余地が残されている。

図6. 理論値と実績の乖離率(失業者数)



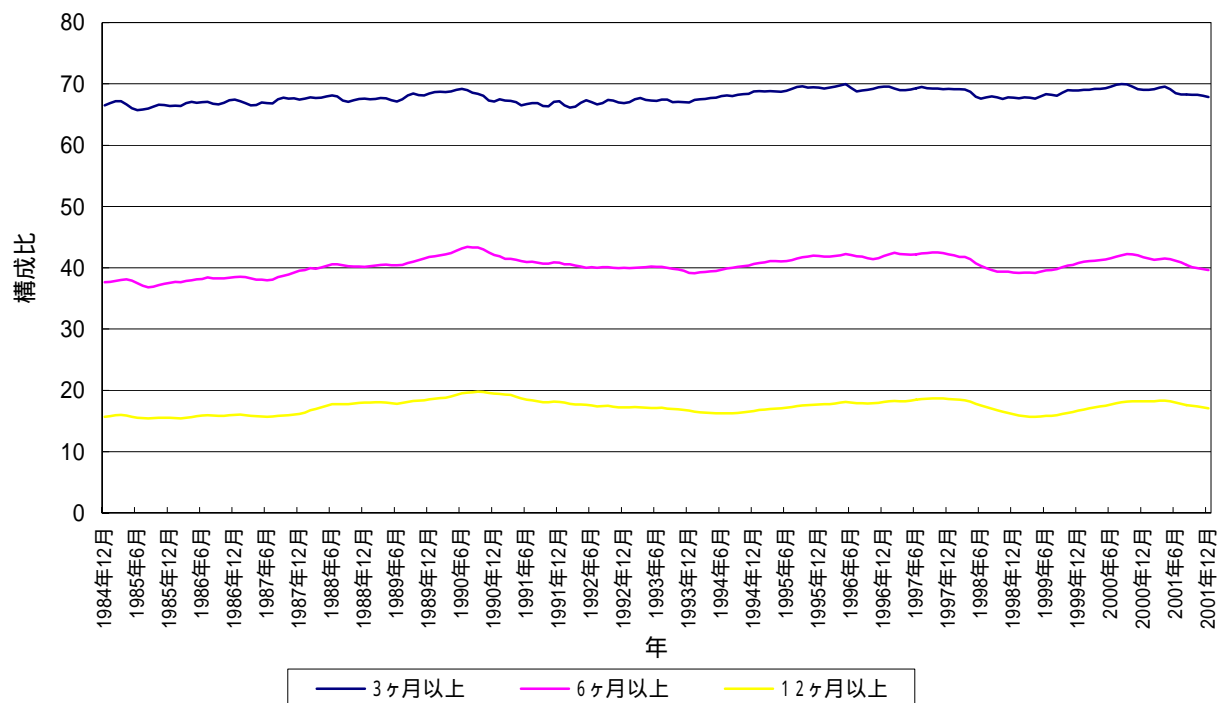
## シミュレーション

以上のように解かれた数値を下に、失業期間に関するシミュレーション実験を行う。実験を行う前に、失業期間について標準解を詳細に検討しておこう。

図7は、各期における失業期間別（3ヶ月以上、6ヶ月以上、12ヶ月以上）構成比を計算したものをプロットしたものである。バブル期までは趨勢的に各期間の構成比は上昇している。これは年齢構成などの変化によるトレンドが影響しているものと考えられる。その後、バブル経済の影響により1-2年は低下するがバブル経済崩壊の効果によってまた上昇に転じる。一時的に97年以降数値は減少するが傾向として横這い、もしくは上昇傾向にあると判断できる。

年齢別失業期間の構成比の変化を3ヶ月以上についてみると、15-34歳層では同期間内に30%から43%の範囲で大きく変動する。これは、この年代層の就業機会が労働市場の需給環境に大きく依存するためと考えられる。35-44歳層では3-5%と比率も変動も小さくなっており、景気循環などに伴う失業率、失業期間とも安定した推移を示していることと対応している。45-59歳層では、48-56%と変動は少ないものの15-34歳層に比べて構成比は大きくなっている。60歳以上では、84-88%と高い水準で推移している。

図7. 失業期間別失業者構成比の推移



以上の失業期間に関する標準解に対して  $U=V$  となったときの効果をシミュレーション実験によって確認してみよう。以下では二つのシミュレーションを行う。

- (1) 他の条件を標準解と同一として  $U=V$  (求人倍率が1) となったときの効果

(2) (1)において、新たに発生する失業者の年齢構成が固定されたときの効果

図2で示したように最近になって60歳以上の高齢者の失業割合が増加している。70年代から90年代にかけて60歳代の失業者全体に占める比率は約10%(70年台前半)から約20%(90年台後半)と10ポイントも増加している。年齢別の就業確率は表2の推定結果から分かるように60歳以上の失業者の就業確率は他の年齢層に比べてかなり低くなっている。また、この層が失業者として留まる期間(求職期間)も相対的に長く、全体の失業者数増加に大きな影響を与えていることが考えられる。

シミュレーション(2)では、このような年齢別失業者数の構成比の変化がどの程度全体の失業期間の変化に影響を与えているか検討する。

### (1) 他の条件を標準解と同一として $U=V$ (求人倍率が1) となったときの効果

バブル経済崩壊後の失業率の上昇に伴って、構造的失業やNAIRUなどに関する議論が多く行われるようになった。これは、短期的な雇用政策による失業抑制(減少)効果を判断するという観点からのものであることは言うまでもない。UV分析やNAIRUなどの測定には多くの批判があるものの、構造的失業はバブル経済崩壊後徐々に拡大してきていることが指摘されている。また、中村(2002)などのマッチング関数に関する分析においても最近になってマッチング効率が低下してきていることが示唆されている。

ここでは、フローデータから、ほぼ同じような視点で構造的失業がどの程度増加してきているか検討する。具体的な方法は、有効求人倍率(EV)が1(求人数=求職数)となるような失業者数を求め、一定の求職(失業)期間を経過しても、まだ就職できない失業者を求め、というものである。

図8は、各期の失業者数の標準解との乖離率をグラフにしたものである。最初に年齢計をみてみよう。バブル期には7%ほどシミュレーション値のほうが上昇するが、それ以外の時期では概ね4-6%ほど減少する。このことは、 $U=V$ と想定してもそれほど失業者数が減少しないことを意味する。UV分析による構造的失業率が(全体の失業率が5%程度の時)2-3%だとすれば、全体の失業者数の半数近くが需要不足失業とすることになる。しかし、UV分析では需要拡大に伴って新たに発生する失業者数が減少することを想定しているが、ここで用いたシミュレーションでは新たに発生する失業者数( $NU_t+EU_t$ )は固定されており、そのような状況でも5%前後失業者数が低下するということが注目に値する。

次に年齢別の乖離率を検討しよう。60歳以上はほとんど影響を受けていない。これは、この年齢層では元々就業確率が低く、市場全体で $U=V$ となってもそれほど就業確率が上昇しないためと考えられる。一方、他の年齢層は標準解に比べてかなり影響を受ける。15-34歳層ではバブル経済崩壊後、10%以上の低下を示している。しかし、高齢化の進展などにより最も需要拡大による効果の小さな高齢者の失業者数がトレンド的に増加しており、全体の減少は先に検討したように小幅なものとなっている。

では、失業(求職)期間はどうか。図9は、各失業期間(3ヶ月、6ヶ月、12ヶ月)

図8. 実験1 (U=V)と標準解との乖離率(失業者数)

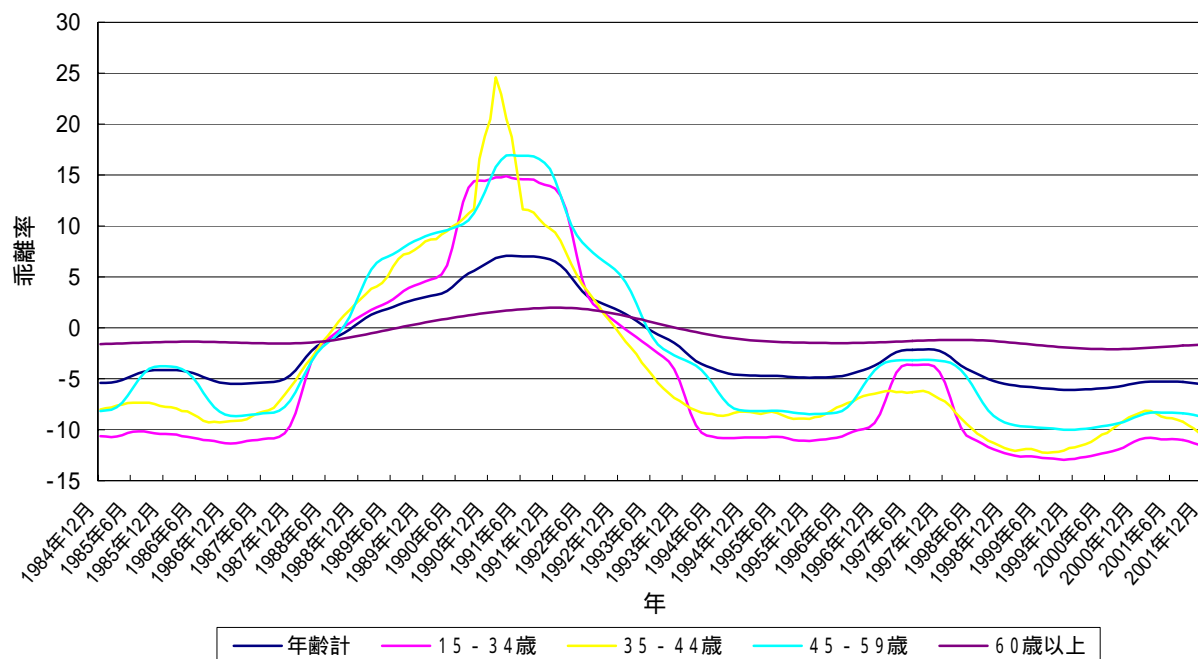
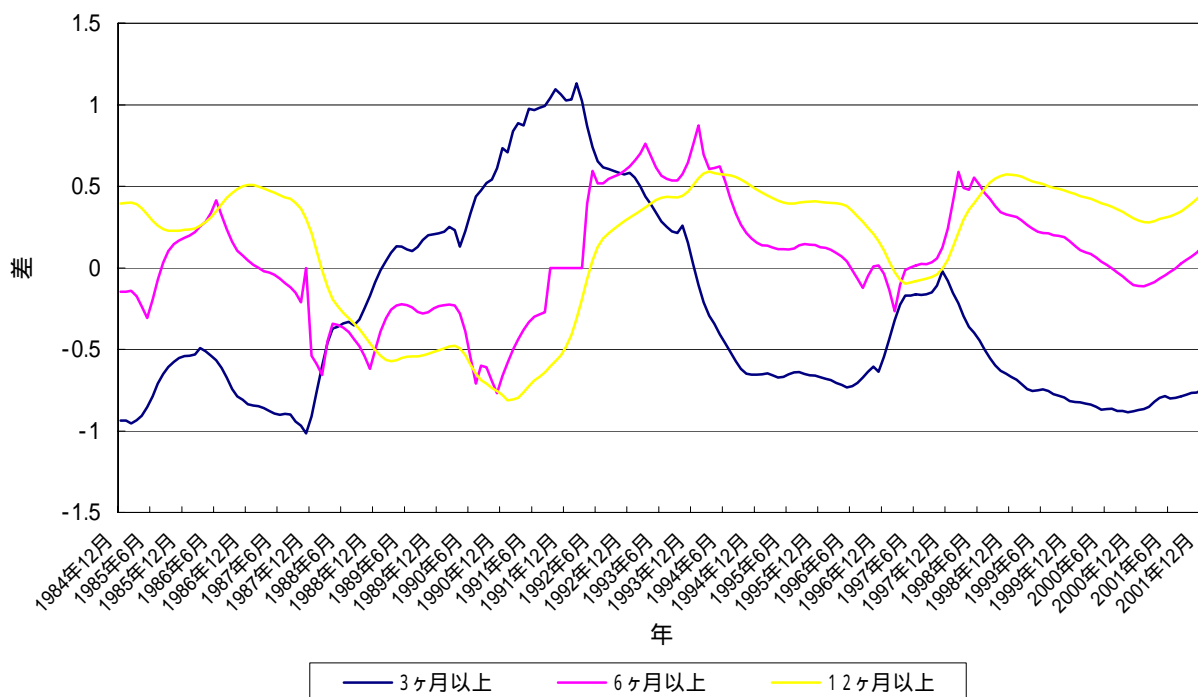


図9. 失業期間別構成比の標準解との差



以上失業している者の構成比について標準解との差を示したものである。予想されるように3ヶ月以上の構成比はバブル経済期には拡大し、それ以外の時期には縮小する。しかし、その数値はそれほど大きなものではない。これは、図8で全体の失業者数の変動がそれほど大



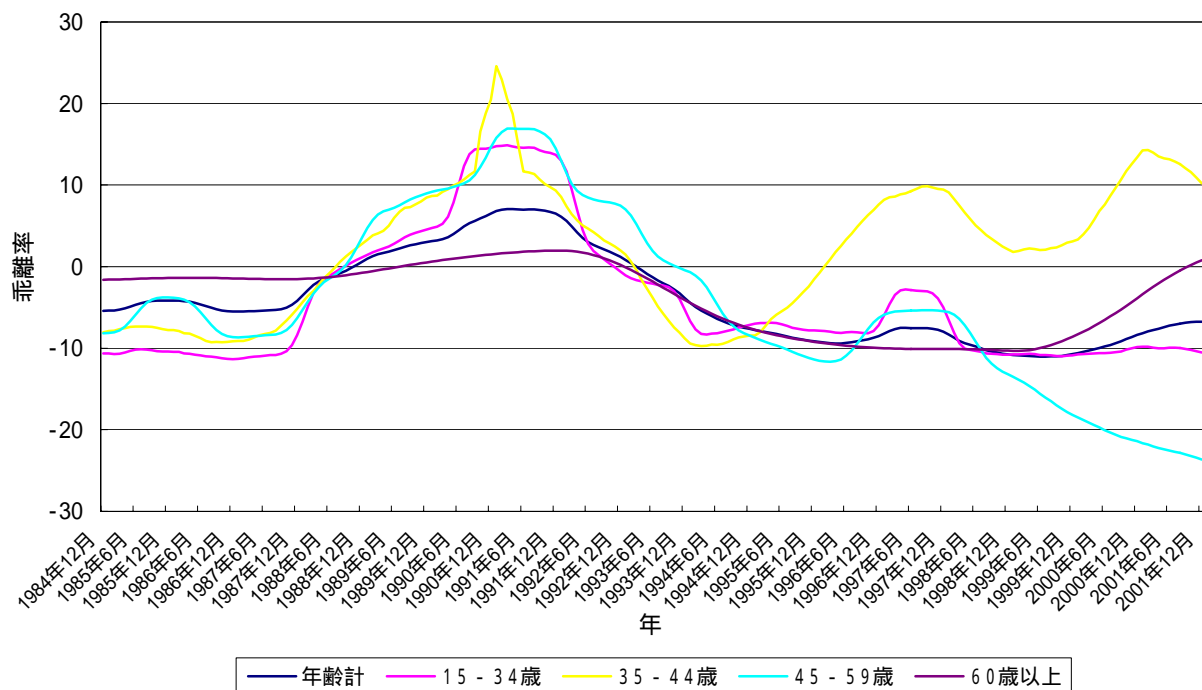
きなものとはなっていないことと対応している。6ヶ月以上、12ヶ月以上の構成比は必ずしも3ヶ月以上の数値とは対応しない。これは、 $U=V$  としても吸収される失業者は相対的に失業期間の短い者が多く、結果として失業期間の長い失業者の構成比が増加するという理由が考えられる。

以上の結論から、ここで用いた失業者のグループにおいては、特定のグループ（特に高齢者）の比率がトレンド的に高くなっており、そのことが  $U=V$  としたときの効果を低めている可能性がある。以下では、失業者の年齢構成をコントロールしたシミュレーションを行ってみよう。

## (2) (1)において、新たに発生する失業者の年齢構成が固定されたときの効果

ここで、 $U=V$  とすると共に、新たに発生する失業者の年齢構成が1992年2月時点に固定された場合の効果を見てみよう。図10は、標準解からの乖離率を年齢計と年齢別に示したものである。1991年までは図8と同じ数値である。年齢計で見るとバブル経済崩壊後には10%近くまで低下する。図8では5%程度であったことと比べると  $U=V$  となる効果が拡大していることが分かる。このことは、最近の高齢化や中高年を狙い撃ちしたリストラによる失業者の年齢構成の変化が長期的失業者（構造的失業）を拡大し、そのことが短期的需要不足失業を相対的に減少させている可能性を示唆している。年齢別の動きでは、35-44歳層と60歳以上層が図8の動向と大きく異なっている。これは、新たに発生する失業者の年齢構成が変化したことが原因である。

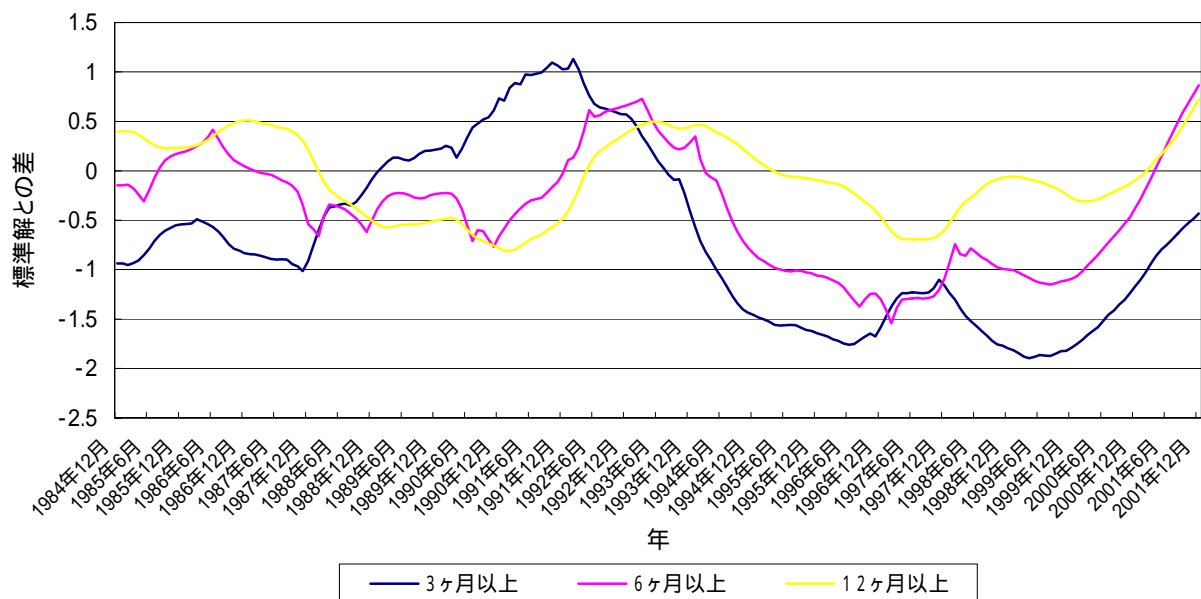
図10. 実験2における標準解との乖離率(失業者数)



次に失業期間別構成比に与える影響を検討しよう（図 11 参照）。失業者数の減少に対応して 3 ヶ月以上の構成比の減少幅は拡大する。図 9 では 1 ポイント以下の低下でしかなかったのが 2 ポイント近くまで標準解から低下している。これは、相対的に失業期間の短い失業者が増加したことの効果である。

以上のように、バブル経済崩壊後の労働市場においては失業者の構成が変化しており、それが失業構造に大きな影響を与えている。ここでの、実験は各時期に発生した失業者数が一定の下で、その構成が変化するという前提で行われている。UV 分析などから得られる構造的失業は景気変動などに伴う各期に発生する失業者数の変動の効果も含んだものである。その意味では、 $U=V$  としたときの効果が小さく出ていたとしても必ずしも構造的失業が大きいことを意味しない。そのような下でも、最近の失業者数の増加が短期的な需要不足によるものだけでなく長期の失業（求職）期間を必要とする失業者の拡大によって「構造的」な失業が拡大していることが示唆される。

図11. 失業期間別構成比の標準解との差(実験2)



## 5. 結論に代えて

UV 曲線とマッチング関数の関係は、これまでも Petrongolo-Pissarides (2001) らによって整理されている。マッチング効率が高まるほど UV 曲線から得られる均衡失業率は低下する。今回用いた就業確率関数は、非常に単純化した形で表されたマッチング関数であるとみなすことができる。今回の分析では、同一の能力を持った失業者グループにおいてマッチングの構造は不変であると仮定したが、能力の異なった失業者グループの構成比が変化することによって集計量で見たマッチング効率（失業期間）がどのように変化するかシミュレーション実験で確認することを試みた。

結果として、再就職確率の低い失業グループの構成比が増加することにより平均的な失業（求職）期間が増加し失業率も上昇することになる。特に、高齢層失業者の就業確率は相対的に低く、高齢化に伴う高齢失業者の増加は長期間の失業（求職）期間を必要とするグループに属する失業者を拡大し、所謂構造的失業の拡大に結びついていることが示唆された。

今回用いたモデルは未だ試行段階であり拡充しなければならない点が多々残されている。特に、失業者の能力分布を内生化する作業、すなわち新規に失業者が発生するメカニズムの内生化、は失業構造の解明に不可避である。また、就業確率関数も新たな説明変数の導入（例えば賃金等の弾力性の程度など）や様々な関数形の検討などを行う必要がある。今回報告された結果は便宜的なものであり、フローデータを用いて政策的なインプリケーションを得るためには、より理論的厳密性や現実妥当性を高めることが要請される。しかしながら、ある程度現実妥当性の高い結果が得られており、フローデータを用いた分析からも十分な情報を得られる可能性があることを今回の分析から確認できる。フローデータのデータとしての整合性を高めると共に、理論モデルの拡充を図る必要がある。

## 注一覧

\*)ここで用いたフローデータは、厚生労働省政策統括官付労働政策担当参事官室より提供を受けた。記して感謝したい。

- 1) 黒田(2002)などではフローデータから推移確率を導出し、ある仮定の下での均衡失業率を推計している。この指標がどのような意味を持つのか、また、所謂構造的失業率やNAIRUとの関係がどのようになっているのかは必ずしも厳密に導出されていない。
- 2) 例えば中村(2000)などを参照。
- 3) 推定には、産業別就業者構成比なども説明変数として導入したが有意とはならなかった。これは、失業者の年齢構成と相関が高く多重共線性が発生しているためと思われる。
- 4) 以下で用いるフローデータはストックデータと対応させるために過去12ヶ月の累積値を用いている。
- 5) 今回のシミュレーションでは、求職期間について平均絶対誤差率が最小になるように各年齢層とも比例的に変化させている。本来は、年齢毎に異なった変化をさせることが望ましいが今回は簡便な方法を採用した。
- 6) 各年齢層の最長求職期間は全期間平均で各々、8.49期間、3.98期間、12.14期間、48期間となっている。高齢者グループについては、求職期間の最大値を48期間としたため、その期間に張り付いている。一方、他の年齢層は景気変動に応じて求職期間が変動しているが、全体的な順番としては、35-44歳層、15-34歳層、45-59歳層、60歳以上層となっている。以上の数値は、平均求職期間ではなく求職活動する期間の平均的な上限値である。したがって、通常見られる平均求職期間よりはかなり長くなっている。

平成13年『労働力特別調査』より、男子完全失業者について求職(失業)期間別の構成比を見ると表3のようになる。年齢と失業期間をクロスしてみることができないため明確な判断はできないが、24ヶ月以上の失業者が18%もいると言うことは、このモデルから得られた求職期間とそれほど異なっていないことを示唆している。

表. 男子失業期間別完全失業者

	人数(万人)	比率(%)
1ヶ月未満	2.4	1.2
1-3ヶ月未満	3.5	1.8
3-6ヶ月未満	3.9	1.9
6-12ヶ月未満	3.3	1.7
12-24ヶ月未満	2.9	1.5
24ヶ月以上	3.6	1.8

## 参考文献

- 玄田有史 (2002)「リストラ中高年の行方」『リストラと転職のメカニズム (玄田・中田編)』東洋経済新報社。
- 黒田 (中田) 祥子 (2002)「わが国の失業率の変動について」『金融研究 (日本銀行金融研究所)』12月。
- Lilien, D.M. (1982), "Sectoral Shift and Cyclical Unemployment," *Journal of Political Economy*, Vol.90, No.4.
- 水野朝夫 (1982)「フローから見た日本の失業行動」『季刊現代経済』日本経済新聞社、冬号。
- 水野朝夫 (1992)『日本の失業行動』中央大学出版会。
- 中村二郎 (2000)「『失業率 4.7%』日本の雇用はどうなっているのか」『経済セミナー』5月号。
- 中村二郎 (2001)「転職行動における求職期間とマッチング」『技術革新と労働市場の構造変化』雇用・能力開発機構。
- 中村二郎 (2002)「転職支援システムとしての公的職業紹介機能」『日本労働研究雑誌』、506号。
- 中村二郎 (2003)「フローデータを用いた失業構造の分析」mimeo.
- 日本経済調査会 (1985)『労働力フローに関する調査研究報告書』日本経済調査会。
- 太田聡一 (2002)「若年失業の再検討：その経済的背景」リストラと転職のメカニズム (玄田・中田編)』東洋経済新報社。
- Petrongolo, b., and C.A.Pissarides (2001), "Looking into the Black Box: A Survey of the Matching Function," *Journal of Economic Literature*, 39, June.

## 第5章 賃金関数、物価関数による NAIRU の計測

### 1. 賃金関数、物価関数による NAIRU の推計について

NAIRU の推計には、幾通りかの方法があるが、ここでは、Layard, R., S. Nickell and R. JACKMAN(1991)等に則して、賃金関数と物価関数を推計し、長期均衡状態では期待物価上昇率と現実の物価上昇率が一致すると仮定して、NAIRU を求めた。この方法は、「平成2年版経済白書」、「平成6年経済の回顧と課題」、「平成11年版労働白書」等で用いられた方法である。NAIRU の推計の際には、推計方法、期待物価形成のあり方、許容しうる物価上昇率の水準、輸入物価や労働生産性の上昇率の想定等により、得られる結果が異なる点、留意が必要である。

上記の中で最新の推計である「平成11年版労働白書」では、計測期間を1980年代までに固定したものと1990年代まで延長した場合の2ケースについて推計を行っている。長期均衡時の物価上昇率の想定によるが、NAIRU は1980年代までのケースで2.3~2.6%程度、1990年代まで含めると2.6~3.0%程度と推計され、NAIRU が高まっているという結論を出している。

今回は、賃金関数、物価関数とも「平成11年版労働白書」と同じ定式化を行い、いわば、労働白書の分析を2003年まで延長した場合についての検証を行った。従って、推計に際して、関数の体系（変数の種類、定式化（線形か非線形か、失業率等もラグをとるかどうか、分布ラグの想定、計測期間等））や推計方法の見直しなどは行っていない点、留意が必要である。また、関数について構造変化がみられたかどうか、変数が適切かどうか等、詳細な統計的検証は今回行っていない。

### 2. NAIRU の推計方法

以下、具体的な推計方法を述べると、

$$\text{賃金関数 } W = a_0 + a_1(1/U) + a_2 P_e + a_3 R、$$

$$\text{物価関数 } P = b_0 + b_1 ULC + b_2 P_m + b_3 P_r$$

変数は全て四半期データで、

W：名目賃金上昇率（1時間あたり現金給与総額（指数）、事業所規模30人以上）、前年同期比（%）

U：完全失業率、季節調整値（%）

Pe：期待物価上昇率（分布ラグで代用）、前年同期比（%）

R：労働生産性（実質GDP / （就業者数 × 総実労働時間指数（事業所規模30人以上）））上昇率、前年同期比（%）

P：消費者物価上昇率、総合、前年同期比（%）、消費税要因を調整

ULC：単位労働コスト（現金給与総額指数（事業所規模30人以上） × 就業者数 / 実質GDP）

上昇率 (W - R = ULC と近似できる)、前年同期比 (%)

Pm : 輸入物価上昇率、前年同期比 (%)

Pr : 売上高経常利益率変化率、前年同期比 (%)

なお、実質 GDP の 70 年代の数値は 68SNA により求めた。

想定される符号条件は、a1, a2, a3, b1, b2, b3 > 0 である。

関数の計測の際には、Pe、ULC、Pm、Pr は「平成 11 年版労働白書」(Pe はアーモンラグ (2 次)、ULC、Pm、Pr はアーモンラグ (1 次)) と同じ分布ラグを使用した。

、 から、長期均衡下 (P = Pe) における失業率の均衡式 が得られ、 において、消費者物価、労働生産性、輸入物価、売上高経常利益率を各々想定し、NAIRU を算出する。

$$(1 - b1a1)P = b0 + b1a0 + b1a1(1/U) + b1(a3 - 1)R + b2Pm + b3Pr$$

より  $U = b1a1 / ((1 - b1a2)P - b0 - b1a0 - b1(a1 - 1)R - b2Pm - b3Pr)$

計測期間は、「平成 11 年版労働白書」にならい、( ) 1972 年 1~3 月~2003 年 10~12 月、( ) 1972 年 1~3 月~1989 年 10~12 月の、1970 年代を含むケースを基本とする。さらに、参考として、1980 年代以降の期間に限定した、( ) 1980 年 1~3 月~2003 年 10~12 月、( ) 1980 年 1~3 月から 1989 年 10~12 月、( ) 1990 年 1~3 月~2003 年 10~12 月についても推計を行った。

NAIRU の推計値については、近年のデフレーション、デフレ状況を鑑み、想定しうる消費者物価上昇率を 2%、1%、0%、-1% とした。また、売上高経常利益率の変化率は 0% と置き、輸入物価上昇率、労働生産性上昇率は、(a) 1990 年 1~3 月~2003 年 1~3 月の各期の変化率の単純平均、(b) 1980 年 1~3 月~1989 年 1~3 月の各期の変化率の単純平均、(c) 1980 年 1~3 月~2003 年 1~3 月の各期の変化率の単純平均という 3 つの場合を想定して計算した。なお、消費者物価上昇率 (消費税要因を調整) の四半期毎の変化率の単純平均値は、(a) 0.55%、(b) 2.44%、(c) 1.34% となっている。

### 3 . 関数の推計結果

関数の推計結果は第 1 表のとおりである。賃金関数については、決定係数が、( )、( ) は 0.9 程度とかなり高いが、( )、( ) は 0.8 弱と低下し、( ) は 0.7 弱とさらに低下している。一方、DW 値は ( ) ~ ( ) の方が 2 に近づいている。説明変数は、( ) の期待物価上昇率、労働生産性上昇率が係数が有意でないが (符号条件はみたす)、その他は、係数は有意で符号条件をみたしている。また、期待物価上昇率の係数が ( )、( ) は 1 程度に対し、( ) ~ ( ) は 0.3~0.4 程度とかなり小さくなっている。労働生産性上昇率の係数も ( ) ~ ( ) ではかなり低くなっている。失業率の逆数の係数は ( ) が低く、( ) が高くなっている。以上

を総括すると、賃金関数は、1970年代を計測時期に含めるかどうかで、違いがみられる。また1980～1989年では当てはまり度がやや低く、1990～2003年は失業率以外の変数が有意でない。

第1表 賃金関数、物価関数の推計

	<参考>		<参考>		<参考>		<参考>		<参考>	
	( )1972年1～3月 ～2003年10～12月		( )1972年1～3月 ～1989年10～12月		( )1980年1～3月 ～2003年10～12月		( )1980年1～3月 ～1989年10～12月		( )1990年1～3月 ～2003年10～12月	
賃金関数	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値
a0	-4.21483	-5.4205	-8.2137	-4.782	-4.41853	-7.3537	-6.556	-2.99206	-4.05671	-3.22871
a1	11.8383	4.49171	19.0605	3.73829	17.5309	8.19757	22.0928	3.57448	17.6292	3.58723
a2	1.03	15.52	1.001	11.24	0.3229	3.104	0.2951	2.283	0.4173	1.017
a2-0	0.69725	9.11195	0.600365	5.45818	0.108694	1.06579	-0.03364	-0.27202	0.554129	2.15414
a2-1	0.345471	13.8592	0.320202	8.84573	0.086311	2.55345	0.052282	1.15575	0.194288	1.72469
a2-2	0.099857	4.71267	0.120084	4.69197	0.06425	1.81843	0.098608	2.90256	-0.04105	-0.35122
a2-3	-0.03959	-1.21071	1.09E-05	0.000255	0.042512	0.855073	0.105337	2.12756	-0.15187	-1.09376
a2-4	-0.07288	-2.77189	-0.04002	-1.13947	0.021095	0.543021	0.072467	1.82216	-0.13819	-1.33589
a3	0.538095	4.29306	0.614151	3.06841	0.196003	2.51247	0.275664	2.7267	0.052194	0.438519
R2	0.907463		0.908117		0.797559		0.691316		0.78706	
s d	7.48025		8.46843		2.62914		1.85029		2.72071	
DW	1.42936		1.55252		1.85415		1.72161		2.20666	
物価関数	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値	係数	t値
b0	1.10214	7.68205	1.24082	4.96578	1.17174	12.0357	2.10208	12.6519	0.763065	6.43972
b1	0.7033	26.99	0.6763	20.08	0.5611	9.826	0.2396	2.745	0.438	5.915
b1-0	0.234423	26.9907	0.225437	20.0833	0.187048	9.8257	0.079855	2.74548	0.145984	5.91514
b1-1	0.187538	26.9907	0.180349	20.0833	0.149638	9.8257	0.063884	2.74548	0.116787	5.91514
b1-2	0.140654	26.9907	0.135262	20.0833	0.112229	9.8257	0.047913	2.74548	0.08759	5.91514
b1-3	0.093769	26.9907	0.090175	20.0833	0.074819	9.8257	0.031942	2.74548	0.058394	5.91514
b1-4	0.046885	26.9907	0.045087	20.0833	0.03741	9.8257	0.015971	2.74548	0.029197	5.91514
b2	0.06116	6.951	0.07484	7.2704	0.0653	9.59	0.07862	13.31	0.03584	1.931
b2-0	0.020388	6.9511	0.024946	7.27038	0.021768	9.5896	0.026208	13.3088	0.011946	1.9314
b2-1	0.016311	6.9511	0.019957	7.27038	0.017415	9.5896	0.020966	13.3088	0.009557	1.9314
b2-2	0.012233	6.9511	0.014968	7.27038	0.013086	9.5896	0.015725	13.3088	0.007167	1.9314
b2-3	0.008155	6.9511	0.009978	7.27038	0.008707	9.5896	0.010483	13.3088	0.004778	1.9314
b2-4	0.004078	6.9511	0.004989	7.27038	0.004354	9.5896	0.005242	13.3088	0.002389	1.9314
b3	0.04877	6.953	0.06795	7.109	-0.00325	-0.3894	-0.03578	-2.626	-0.01279	-1.305
b3-0	0.016257	6.95319	0.022651	7.10886	-0.00108	-0.38936	-0.01193	-2.62649	-0.00426	-1.305
b3-1	0.013005	6.95319	0.018121	7.10886	-0.00087	-0.38936	-0.00954	-2.62649	-0.00341	-1.305
b3-2	0.009754	6.95319	0.01359	7.10886	-0.00065	-0.38936	-0.00716	-2.62649	-0.00256	-1.305
b3-3	0.006503	6.95319	0.00906	7.10886	-0.00043	-0.38936	-0.00477	-2.62649	-0.00171	-1.305
b3-4	0.003251	6.95319	0.00453	7.10886	-0.00022	-0.38936	-0.00239	-2.62649	-0.00085	-1.305
R2	0.92144		0.931037		0.781389		0.914937		0.562925	
s d	5.03998		5.71695		1.98779		2.26545		1.29171	
DW	0.671961		0.904173		0.315056		0.492593		0.411515	

資料出所 総務省統計局「労働力調査」、「消費者物価指数」、厚生労働省「毎月勤労統計調査」、内閣府「国民経済計算」、財務省「法人企業統計季報」、日本銀行「企業物価指数」

(注) 賃金関数は、アーモンラグ(2次)、物価関数はアーモンラグ(1次)を使用、R2は自由度修正済み決定係数



物価関数については、決定係数は( )、( )、( )が0.9強でかなり高いが、( )は0.8弱と低下し、( )は0.6弱と低い。DW値は、各期とも低い( )~( )は、特に低い。説明変数は、売上高経常利益率が( )~( )では符号条件をみたしていない。また、単位労働コスト、輸入物価とも( )~( )では、係数が小さくなっており、輸入物価のt値は( )では2弱となっている。物価関数も賃金関数同様、1970年代を計測時期に含めるかどうかで、違いがみられる。特に1990~2003年は当てはまり度があまりよくない。

このように、今回の関数推計の定式化は、やや問題があり、特に、計測時期を1980年代以降のケースは留意点が必要である。

#### 4 . NAIRU の推計結果

NAIRU の推計結果については、計測結果等を考慮し、( )、( )及び参考として( )を第2表に掲載した。消費者物価上昇率の想定を-1%から2%の範囲とした場合、( )1980年代までのケースでは、NAIRU の推計値は2.3~2.8%程度に対して、( )1990年代以降も含めた場合(1972年以降)では、NAIRU の推計値は2.6~3.5%程度と高くなっている。また、( )1980年以降のケースについては、NAIRU の推計値は2.4%~6%程度と、結果の幅が広がっている。今回の推計結果は、想定する消費者物価上昇率が2%程度の場合、NAIRU は2%前半から半ば程度なのに対して、想定する消費者物価上昇率が低くなるにつれ、特に、0%、-1%という場合、NAIRU の上昇テンポは高まっている。特に参考値とした、1980年代以降のケースでは、消費者物価上昇率が0%でNAIRU 約4%、-1%で約6%とかなり高まっている。計測期間1972~2003年のケースでも、消費者物価上昇率が0%でNAIRU 約3.1%、-1%で約3.5%となっている。

NAIRU の推計結果は、推計方法、変数の想定により差が大きい点、留意する必要があるが、以上の結果からは1980年代に比べて、1990年代以降はNAIRU が高まっている可能性を示唆している。さらに、「平成11年版労働白書」の推計結果(計測期間1972年から1998年)と比較して、ケース( )は、NAIRU の水準が0.1%程度高くなっている。均衡失業率が1990年代末以降にも高まったことをうかがわせる。

今回の推計結果は、数値の幅はあるものの、構造的・摩擦的失業率の高まりを指摘する労働白書等のUV分析の結果と同様となった。

また、既存のNAIRUの先行研究(推計値に幅が大きい点、留意が必要)と概ね近い水準となっている(既存のNAIRUの結果の概略は、本報告書の「労働経済白書等、最近のUV分析を中心とした構造的・摩擦的失業率を巡る議論に関するサーベイ」の章を参照。)

第2表 NAIRUの推計結果

ケース( ) (計測期間 1972年1~3月~2003年10~12月)

	消費者物価上昇率の想定			
	2%	1%	0%	-1%
(a) 1990年1~3月~2003年10~12月	2.60%	2.84%	3.14%	3.50%
(b) 1980年1~3月~1989年10~12月	2.60%	2.84%	3.13%	3.48%
(c) 1980年1~3月~2003年10~12月	2.64%	2.89%	3.18%	3.55%

ケース( ) (計測期間 1972年1~3月~1989年10~12月)

	消費者物価上昇率の想定			
	2%	1%	0%	-1%
(a) 1990年1~3月~2003年10~12月	2.29%	2.43%	2.59%	2.77%
(b) 1980年1~3月~1989年10~12月	2.29%	2.43%	2.59%	2.77%
(c) 1980年1~3月~2003年10~12月	2.29%	2.43%	2.59%	2.77%

ケース( ) (計測期間 1980年1~3月から2003年10~12月) <参考>

	消費者物価上昇率の想定			
	2%	1%	0%	-1%
(a) 1990年1~3月~2003年10~12月	2.44%	3.07%	4.12%	6.28%
(b) 1980年1~3月~1989年10~12月	2.38%	2.96%	3.93%	5.84%
(c) 1980年1~3月~2003年10~12月	2.42%	3.02%	4.04%	6.09%

(注) (a)~(c)の輸入物価上昇率、労働生産性上昇率の数値(各四半期毎の変化率の単純平均)は以下のとおり

(単位: %)

	輸入物価	労働生産性
(a) 1990年1~3月~2003年10~12月	-0.91	2.26
(b) 1980年1~3月~1989年10~12月	0.63	2.74
(c) 1980年1~3月~2003年10~12月	-0.27	2.46

## 5. 今後の課題

ここでは、「平成11年版労働白書」と同様の方法で計測期間を延ばして、NAIRUの再推計を行った。関数の推計結果の解釈・背景要因も含め、課題は多い。今回は、いわば、NAIRU分析の現状確認という位置づけである。

従来から、NAIRUは、フィリップス曲線の解釈、経済構造との関係、推計結果の安定性等、様々な点が指摘されており、さらに、現下のディスインフレ、デフレ下での賃金、物価、失業率の変動をどう関連づけて分析するか、という点が重要であろう。本報告書のtime varying NAIRUの推計も含め、NAIRUについてもUV分析同様、推計方法の工夫等、さらに検討をしていく必要がある。

**(主要参考文献)**

- Layard, R., S. Nickell and R. JACKMAN (1991) Unemployment-Macroeconomic performance and the labour market Oxford University Press.
- 北浦修敏・原田泰・坂村素数・篠原哲「構造的失業とデフレーション - フィリップス・カーブ、UV 分析、オークン法則」財務総合政策研究所「フィナンシャル・レビュー」No. 675 January, 2003
- 北浦修敏・原田泰・篠原哲・坂村素数「構造的失業とデフレーションについて」財務総合政策研究所 Discussion Paper Series, 02A-26 (2002 年 7 月)
- 原田泰・北浦修敏・坂村素数・篠原哲「日本の構造的失業率は上昇しているのか」経済セミナー 2002 年 10 月号
- 玄田有史・近藤絢子(2003a)「構造的失業の再検討 - 失業率上昇の背景 - 」ESRI Discussion Paper Series No.53, 2003
- 新美一正「マイルド・デフレ下における「インフレ目標」論 - 短期フィリップス曲線の非線形性をめぐって - 」Japan Research Review 日本総研 2003 年 8 月号
- 労働省「平成 11 年版労働白書」
- 経済企画庁「平成 2 年版経済白書」「平成 6 年経済の回顧と課題」
- Fumihira Nishizaki (1997) "The NAIRU in Japan: measurement and its implications" OECD Working Paper, No.173
- OECD Economic Outlook74 (2003)

## 第6章 日本における NAIRU の推計

### 1 NAIRU とは何か

厚生労働省労働政策担当参事官室の推計によれば、2003年第 四半期の完全失業率 5.07%のうち構造的・摩擦的失業率は 4.13%となっており、8割以上が構造的・摩擦的失業で占められる結果となっている。厚生労働省が試算する構造的・摩擦的失業の指標は、従来より UV 曲線を用いた分析が主であるが、OECD や EU そして欧米のアカデミックな研究で取り上げられる構造的・摩擦的失業の指標<sup>1</sup>としては圧倒的に NAIRU (Non-Accelerating Inflation Rate of Unemployment) が多い。本稿の目的は、日本のデータを用いて NAIRU の推計を行い、NAIRU が構造的・摩擦的失業を示す指標として適切なものかどうか検討することにある。

以下では、NAIRU とは何かについて触れることから始める。NAIRU に関する文献は枚挙に暇がないが、NAIRU という用語を説明ないし紹介している教科書はことのほか少ない。筆者の知る限り、Mankiw の *Macroeconomics* (2002) とスティグリッツの『マクロ経済学 第2版』(2001)の2冊だけである。

Mankiw(2002)では、短期総供給曲線 (the short-run aggregate supply curve)<sup>2</sup>の階差を取り、オークンの法則<sup>3</sup>を用いることにより、以下のような期待修正フィリップス曲線<sup>4</sup>を導出している。

$$\pi = \pi^e - (u - u^N) + v \quad \dots (1)$$

ここで、 $\pi$  はインフレ率、 $\pi^e$  は期待インフレ率、 $u$  は失業率、 $u^N$  は自然失業率<sup>5</sup>、 $v$  はオイルショックや為替レートの変動等の供給ショックをそれぞれ示している。このように、フィリップス曲線が期待インフレ、循環失業 ( $u - u^N$  を示す)、供給ショックで表される場合、自然失業率のことを NAIRU と呼ぶとしている(p361)。

またスティグリッツ(2001)では、「政府が自然失業率以下の水準に失業率を維持しようとするならば、インフレ率は上昇しつづけることになる。ひきつづいて生じるインフレ率の上昇に適應して期待は改定されるので、インフレ率はなおいっそう上昇を続ける。このため現在では、自然失業率はインフレ非加速的失業率 non-accelerating inflation rate of unemployment あるいは略して NAIRU と一般には呼ばれるようになっている。」とある(p418~419)。いずれにしても、現在では自然失業率のことを NAIRU と呼んでいることがわかる。

次に、なぜ NAIRU が構造的・摩擦的失業の代理指標と考えられているのかについて触れることにする。NAIRU を構造的・摩擦的失業ないしは構造的失業の代理指標として推計している例は多いが、実は NAIRU が構造的・摩擦的失業の代理指標となることを説明した文献は皆無に近い。その中でゴードン(1989)は、「摩擦的失業と構造的失業は、自然失業率を構

成する。摩擦的失業は、自発的に仕事を辞めたり、初めて労働力人口に参入したり、または再参入したりする人々の職探しの通常の過程において、発生する。・・・構造的失業は、自然失業率の第2の構成要素である。それは、欠員が生じた仕事が求める技能や所在地と、失業者の現在の技能や所在地との間に不一致がある時、発生する。構造的失業は、摩擦的失業より、ずっと長く続く傾向がある。なぜなら、人々が新しく技能を学んだり、新しい所在地に向かうには、時間がより多く必要だからである。構造的失業は熟練度、所在地、またはその双方の不一致を伴うので、しばしば、不一致による (mismatch) 失業と呼ばれる。(p349)」と述べている。摩擦的失業は常時経済の中で一定量発生しているし、構造的失業は短期間では改善不能な要因ということで、両者は長期的に安定していると考えられる自然失業率 (NAIRU) の構成要素としてカウントされるのであろう。

本稿における構成は、以下の通りである。次節では、欧米、日本における NAIRU に関する研究事例を簡単に紹介し、どのような手法により NAIRU が計測されているのか簡単にまとめる。3 節では、観測期間内で NAIRU の値が変化しないものとして NAIRU の推計を行う。続く 4 節では、観測期間内で NAIRU の値が変化することを認める可変 (Time-Varying) NAIRU の推計を行う。その際、HP(ホドリック・プレスコット)フィルターを用いた NAIRU の推計、並びにカルマン・フィルターを用いた NAIRU の推計を行う。最後に簡単なまとめを行う。

## 2 NAIRU の推計モデル

ここでは、NAIRU の推計モデルについて簡単に触れることにする。

NAIRU の推計モデルに関しては、大別して2つのパターンが考えられる。一つは構造方程式モデルによる推計であり、もう一つは誘導形モデルによる推計である。構造方程式モデルとは、賃金関数及び物価関数というミクロの行動方程式を推計し、長期均衡状態では期待物価上昇率と現実の物価上昇率が等しくなることを想定して NAIRU を求める手法である (第5章を参照せよ。)。Layard, Nickell and Jackman(1991)を初めとしてヨーロッパの経済学者が多く用いている分析手法であるといえる。日本でも労働(経済)白書、経済(財政)白書等白書類にその推計結果がある。

一方、数の上で多数を占める NAIRU の推計モデルは、誘導形モデルによる推計である。誘導形モデルはミクロの行動方程式を規定することなく、物価上昇率を期待物価上昇率、循環失業(失業率 - NAIRU)、供給ショックのマクロの関数として定式化し推計するものである。一般的には、Gordon 定式化による以下の“triangle model”もしくはその変形バージョンにより推計する場合が多い。

$$\pi_t = (\alpha) \pi_{t-1} + (\beta) (u_t - u_t^N) + (\gamma) Z_t + \epsilon_t \quad \dots (2)$$

ここで、 $\pi_t$  は物価上昇率を、 $\pi_{t-1}$  は前期のインフレ率を、 $u_t$  は失業率を、 $u_t^N$  は NAIRU

を、 $Z_t$  は供給ショックをそれぞれ示している。また、 $\varepsilon_t$  は誤差項を示している。(L)、 $(L)$ 、 $(L)$  は多項式ラグをそれぞれ示し、下付  $t$  は時間を示す。

誘導形モデルによる NAIRU の推計についてであるが、観測期間中に NAIRU が変動しないものとして推計を行う方法（固定 NAIRU）と観測期間中に NAIRU が変動することを認める方法（可変 NAIRU）の 2 つがある。現在では、可変 NAIRU の推計を行う場合が多く、その推計手法としては、4 節で説明するカルマン・フィルターを用いた状態空間モデルによる推計手法がほとんどである。カルマン・フィルターを用いた可変 NAIRU の推計は数多くなされており、それをここで逐一紹介することは差し控えるが、例えば日本における推計例としては、新見(2003)、廣瀬・鎌田(2002)等がある。また、固定 NAIRU の推計例としては中村(1999)がある。

### 3 固定 NAIRU の推計

ここではまず、固定 NAIRU の推計を行う。固定 NAIRU とは、既に説明したように観測期間内で NAIRU の値が変化しないものとして NAIRU を推計する方法である。

(1)式を再掲すると、期待修正フィリップス曲線は以下の式で示される。

$$\pi_t = \pi_t^e - (u_t - u^N) + v_t \quad \dots (1)$$

既に示したように、 $\pi_t$  はインフレ率、 $\pi_t^e$  は期待インフレ率、 $u_t$  は失業率、 $u^N$  は NAIRU、 $v_t$  はオイルショックや為替レートの変動等の供給ショックをそれぞれ示している。ここで、期待インフレ率が前期のインフレーションに従うという最も簡単な型を考えると、(1)式は以下のようなになる。

$$\pi_t = \pi_{t-1} - (u_t - u^N) + v_t \quad \dots (3)$$

ここで、 $\pi_{t-1}$  は前期のインフレ率を示している。観測期間中 NAIRU が変動しないと仮定すると、 $u^N$  は定数項となるため、定数項を含んだ期待修正フィリップス曲線

$$\pi_t = C + \pi_{t-1} - u_t + v_t \quad \dots (4)$$

を推計し、定数項  $C$  を  $\pi_{t-1}$  で割ることによって NAIRU の値を推計することができる。以下では(4)式に基づいて推計を行うが、具体的には以下の式による。

$$\pi_t = \alpha + \pi_{t-1} - \beta u_t + \gamma \text{imp}_t + \varepsilon_t \quad \dots (5)$$

供給ショックをコントロールするために、輸入物価指数 ( $\text{imp}$ ) の変化率を導入して期待修正フィリップス曲線を推計する。なお、 $\varepsilon_t$  は誤差項を示す。データとしては、 $\pi_t$  には消費者物価上昇率（総務省）、 $u_t$  には失業率（総務省）、 $v_t$  には輸入物価指数<sup>6</sup>（日本銀行）を用いて推計を行う。なお、推計期間については、四半期データ及び月次データを使って推計を行

う。四半期データについては、1977年第 四半期から2003年第 四半期を対象とし、月次データについては1974年1月から2003年12月を対象として分析を行った<sup>7</sup>。

表1は、四半期データを用いて(5)式の推計を行った結果である。 $\beta_1$ の値は予想通りマイナスの値を取ってはいるが、標準誤差が大きく、1%水準でも、また5%水準でも統計的に有意ではない。切片を示す $\beta_0$ も統計的に有意でなく、輸入物価指数の変化率の係数である $\beta_2$ のみ統計的に有意な値となっている。決定係数の値は高いものの(0.94)、そもそも $\beta_1$ 、 $\beta_2$ という係数値自体が有意でないのだから、こうした係数をもとに固定NAIRUを算出しても意味をなさない。

こうした結果は、月次データを使って(5)式を推計した表2についても同様にいえる。 $\beta_1$ 、 $\beta_2$ の値も統計的に有意ではない。そのため、そもそも固定NAIRUの算出が意味をなさないことになる。

表1ないしは表2にみるように、係数値が有意でない結果が生じた原因の一つは、インフレ期待を示す $\beta_1$ の係数を1としていることに帰因していると考えられる<sup>8</sup>。この制約が強いため、モデルの当てはまりが悪くなっているものと考えられる。そこで、インフレ期待の係数が1という制約を外し、さらに多項式ラグを導入し、モデルの当てはまりを高めることにする。

表1 (5)式の推計結果(四半期データ)

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
$\beta_0$	-0.048031	0.199566	-0.240676	0.8103
$\beta_1$	-0.00251	0.064247	-0.039064	0.9689
$\beta_2$	-0.019227	0.005719	-3.362128	0.0011
R-squared	0.940366	Mean dependent var	2.159813	
Adjusted R-squared	0.939219	S.D. dependent var	2.652406	
S.E. of regression	0.65392	Akaike info criterion	2.015974	
Sum squared resid	44.47162	Schwarz criterion	2.090913	
Log likelihood	-104.8546	Durbin-Watson stat	1.614182	

つまり、以下の式を用いて再度推計を行う。

$$y_t = \beta_0 + (L)\beta_1 y_{t-1} - u_t + (L)\text{imp}_t + \dots \quad (6)$$

(6)式の $(L)$ 、 $(L)$ はそれぞれ多項式ラグを示している<sup>9 10</sup>。

ところで、多項式ラグの設定に当たっては、ラグの長さ、多項式の次数を決定する必要がある。本稿では、ラグ、次数のいくつかの組み合わせのうち、AICの値が最も小さな推計式を掲載する<sup>11</sup>。結果として、四半期データについては、 $(L)$ 、 $(L)$ ともラグの長さ4、次数4の多項式ラグを用いた推計式のAICが最も小さな値となり、月次データについては、 $(L)$

の場合ラグ 14、次数 12、 (L)の場合ラグ 10、次数 6 の多項式ラグを用いた推計式の AIC が最も小さい値となった。

表 2 (5)式の推計結果(月次データ)

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
	-0.121084	0.110505	-1.095734	0.2739
1	0.023976	0.035478	0.675811	0.4996
2	-0.002353	0.003508	-0.670679	0.5029
R-squared	0.979963	Mean dependent var	3.133889	
Adjusted R-squared	0.979851	S.D. dependent var	5.140117	
S.E. of regression	0.729624	Akaike info criterion	2.215723	
Sum squared resid	190.0492	Schwarz criterion	2.248107	
Log likelihood	-395.8301	Durbin-Watson stat	1.618572	

表 3 は(6)式の推計結果である。 、 いずれも 1%水準ないしは 5%水準で統計的に有意であり、 の符号は予想通りマイナスの値を取っている。多項式ラグについては、 $i$  がラグを示している。0 は現在を示し、1、2、3、4 は現在から見て何期前かを示している。また、Sum of Lags はそれぞれのラグの大きさを足し合わせた長期効果を表す。

また、表 4 は、(6)式を月次データを用いて推計した結果である。 、 とも 5%水準で統計的に有意である。四半期データを用いた場合とは、 、 両係数の値は大きく異なっている。四半期データの場合、 、 それぞれ 0.79、-0.19 であるのに対して月次データの場合、 、 は 0.29、-0.07 となっている。四半期データによる推計結果と月次データによる推計結果の整合性を保つことは重要であるが、本稿では両者の擦り寄せは特に行わず、このまま分析を続けていく。

表 3 の推計結果をもとに、四半期データに基づいて固定 NAIRU の算出を行うと、 $NAIRU = 0.788465/0.193338 = 4.078169$  となる。また同様に、月次データに基づいて固定 NAIRU の算出を行うと、 $NAIRU = 0.291594/0.072671 = 4.012522$  となる。結局、 の値は異なっていたものの、四半期データを使っても、月次データを使っても固定 NAIRU の値は 4%程度であることがわかった。



表3 (6)式の推計結果(四半期データ)

Variable	Coefficient		Std. Error	t-Statistic	Prob.
	0.788465		0.282477	2.791255	0.0064
	-0.193338		0.075359	-2.565549	0.0119
R-squared	0.952349		Mean dependent var		1.87767
Adjusted R-squared	0.946589		S.D. dependent var		2.271517
S.E. of regression	0.524964		Akaike info criterion		1.658168
Sum squared resid	25.07848		Schwarz criterion		1.965127
Log likelihood	-73.39565		F-statistic		165.3393
Durbin-Watson stat	1.975055		Prob(F-statistic)		0
Lag Distribution of $\Delta$					
		i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic
		0	1.07538	0.09952	10.8051
		1	-0.08874	0.1352	-0.65634
		2	0.1048	0.13303	0.78783
		3	-0.49303	0.12939	-3.81054
		4	0.27274	0.08546	3.19149
Sum of Lags			0.87115	0.03299	26.4059
Lag Distribution of imp					
		i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic
		0	0.00647	0.00916	0.70567
		1	-0.02566	0.01277	-2.00935
		2	-0.01745	0.01326	-1.31619
		3	0.03494	0.01335	2.61705
		4	-0.01429	0.0103	-1.38756
Sum of Lags			-0.01599	0.00769	-2.08019

表4 (5)式の推計結果(月次データ)

Variable	Coefficient		Std. Error	t-Statistic	Prob.
	0.291594		0.115183	2.531571	0.0118
	-0.072671		0.031029	-2.342003	0.0198
R-squared	0.982393	Mean dependent var			2.322543
Adjusted R-squared	0.981251	S.D. dependent var			3.170582
S.E. of regression	0.434133	Akaike info criterion			1.230541
Sum squared resid	61.06479	Schwarz criterion			1.475113
Log likelihood	-190.8836	F-statistic			860.8295
Durbin-Watson stat	2.006703	Prob(F-statistic)			0
Lag Distribution of $\Delta$	i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic	
. *	0	0.85554	0.05469	15.6438	
. *	1	0.09241	0.07214	1.28106	
. *	2	0.02412	0.06766	0.35642	
. *	3	-0.06104	0.05758	-1.05998	
. *	4	0.13335	0.04975	2.68047	
. *	5	-0.00128	0.03606	-0.0356	
. *	6	-0.04085	0.03478	-1.17445	
. *	7	-0.00276	0.03796	-0.07272	
. *	8	-0.02546	0.03217	-0.79153	
. *	9	0.0801	0.03485	2.29809	
. *	10	0.00763	0.04454	0.17121	
* . *	11	-0.43074	0.05058	-8.51635	
. *	12	0.27836	0.05748	4.84306	
. *	13	-0.01238	0.05961	-0.20773	
. *	14	0.0574	0.03959	1.44982	
Sum of Lags		0.95439	0.01163	82.0739	
Lag Distribution of imp	i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic	
. *	0	0.00542	0.00674	0.80464	
* . *	1	-0.01369	0.00764	-1.79236	
. *	2	0.00121	0.00369	0.32787	
. *	3	0.00481	0.00425	1.13209	
. *	4	-0.00404	0.00306	-1.32008	
* . *	5	-0.01133	0.00375	-3.02549	
. *	6	-0.00683	0.00312	-2.18879	
. *	7	0.007	0.00432	1.61852	
. *	8	0.01621	0.00375	4.32077	
. *	9	0.00664	0.00784	0.84583	
* . *	10	-0.0148	0.00691	-2.14215	
Sum of Lags		-0.00942	0.00307	-3.06794	

ところで、NAIRUを推計する際に、上に記したような線形の推計式を用いるのは、Gordonの一連の研究(Gordon(1970), (1975), (1977))に端を発している。しかしながら、フィリップス曲線が線形で示されなければならない道理は存在しない。事実、これまでの研究実績を

みると、非線形型でフィリップス曲線が推計されている場合も多々ある。そこで、本稿でも非線形型のフィリップス曲線を推計し、その結果を元に NAIRU を算出することにする。ここでは、Debelle and Vickery (1997)に基づき、以下の式により推計を行う。

$$= (L)_{-1} - (u - u^N) / u + (L)_{imp} + \dots (7)$$

(7)式は以下のように書き換えることができる。

$$= (L)_{-1} + u^N / u - \dots + (L)_{imp} + \dots (8)$$

$u^N$  を  $C_1$ 、固定 NAIRU の場合には  $u^N$  が定数のため、 $u^N$  を  $C_2$  とすると、(8)式は次のようになる。

$$= C_1 + (L)_{-1} + C_2 / u + (L)_{imp} + \dots (9)$$

この(9)式を推計し、 $C_2$  を  $-C_1$  で割ることにより、NAIRU を求めることができる。ここでも AIC が最も小さくなるように、多項式ラグの長さや次数を決定する。結果として、四半期データの場合、 $(L)_{-1}$  も  $(L)$  もラグ 4、次数 4 の多項式ラグを用いる。また、月次データの場合には、線形モデルと同じように  $(L)$  にはラグ 14、次数 12 を、 $(L)_{-1}$  にはラグ 10、次数 6 の多項式ラグを用いる。

表 5 は、(9)式に基づき四半期データによってフィリップス曲線を推計した結果である。 $C_1$ 、 $C_2$  いずれも 1%水準で有意であり、AIC もフィリップス曲線が線形の場合の(6)式に比べて小さな値となっており、モデルの当てはまりが線形の場合よりも良いことを示している。

また、表 6 も同様に(9)式を月次データによって分析した結果である。 $C_1$  は 5%水準で、 $C_2$  は 1%水準で統計的に有意である。月次データで線形モデルを推計した表 4 の結果と比較しても、同じ非線形モデルを四半期データで推計した表 5 の結果と比較しても、表 6 の推計結果では AIC の値が小さくなっており、モデルの当てはまりの良さがわかる。

$C_2$  を  $-C_1$  で割り NAIRU を求めると、四半期データの場合には、 $2.733611 / 0.721811 = 3.79$  となる。同様に月次データにより NAIRU を求めると、 $1.031964 / 0.284225 = 3.63$  となる。四半期データを用いた場合も、月次データを用いた場合も、いずれも(6)式の線形を想定したフィリップス曲線の場合よりも、NAIRU の値は小さな値となっている。

表5 (9)式の推計結果(四半期データ)

Variable	Coefficient		Std. Error	t-Statistic	Prob.
C <sub>1</sub>	-0.721811		0.246044	-2.93367	0.0042
C <sub>2</sub>	2.733611		0.814908	3.354503	0.0011
R-squared	0.955301	Mean dependent var			1.798131
Adjusted R-squared	0.950125	S.D. dependent var			2.264866
S.E. of regression	0.505806	Akaike info criterion			1.580021
Sum squared resid	24.3048	Schwarz criterion			1.879778
Log likelihood	-72.53113	F-statistic			184.5738
Durbin-Watson stat	1.971014	Prob(F-statistic)			0
Lag Distribution of	-1	i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic
. *		0	1.03459	0.09738	10.6243
* .		1	-0.07963	0.12988	-0.6131
. *		2	0.10944	0.12779	0.85642
* .		3	-0.48514	0.12396	-3.91379
. *		4	0.25832	0.08226	3.1405
Sum of Lags			0.83759	0.03623	23.1216
Lag Distribution of imp		i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic
. *		0	0.00656	0.00871	0.75391
* .		1	-0.02394	0.01203	-1.9896
* .		2	-0.01713	0.01255	-1.36503
. *		3	0.03288	0.01268	2.59379
* .		4	-0.01396	0.00983	-1.41925
Sum of Lags			-0.01558	0.00731	-2.13198

表6 (9)式の推計結果(月次データ)

Variable	Coefficient		Std. Error	t-Statistic	Prob.
C <sub>1</sub>	-0.284225		0.116527	-2.439142	0.0153
C <sub>2</sub>	1.031964		0.368218	2.802592	0.0054
R-squared	0.982518	Mean dependent var			2.322543
Adjusted R-squared	0.981385	S.D. dependent var			3.170582
S.E. of regression	0.43258	Akaike info criterion			1.223375
Sum squared resid	60.62876	Schwarz criterion			1.467947
Log likelihood	-189.6439	F-statistic			867.1313
Durbin-Watson stat	2.004086	Prob(F-statistic)			0
Lag Distribution of		i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic
-1					
. *		0	0.84678	0.05479	15.4543
. *		1	0.08917	0.07191	1.24008
. *		2	0.02354	0.06742	0.3491
*		3	-0.06061	0.05738	-1.05633
. *		4	0.13295	0.04957	2.68207
*		5	-0.00046	0.03594	-0.01286
*		6	-0.04074	0.03466	-1.17549
*		7	-0.00348	0.03782	-0.09206
*		8	-0.0252	0.03205	-0.7862
. *		9	0.08003	0.03473	2.30434
. *		10	0.00746	0.04438	0.16818
*		11	-0.42711	0.05044	-8.46829
. *		12	0.27784	0.05727	4.85127
*		13	-0.01384	0.0594	-0.233
. *		14	0.05729	0.03945	1.45228
Sum of Lags			0.94362	0.01348	70.0184
Lag Distribution of imp		i	Coefficient	Std. Error	T-Statistic
. *		0	0.00553	0.00671	0.8229
*		1	-0.01332	0.00762	-1.74867
. *		2	0.00123	0.00368	0.33522
. *		3	0.00474	0.00423	1.11941
*		4	-0.00401	0.00305	-1.31293
*		5	-0.01127	0.00373	-3.02053
*		6	-0.00694	0.00311	-2.23067
. *		7	0.00673	0.00431	1.56088
. *		8	0.01609	0.00374	4.30377
. *		9	0.00691	0.00782	0.88324
*		10	-0.01514	0.00689	-2.19781
Sum of Lags			-0.00945	0.00302	-3.12866

## 4 可変 NAIRU の推計

### 4.1 HP フィルターを用いた可変 NAIRU の推計

次に、観測期間中に NAIRU が変動することを認める可変 (Time-Varying) NAIRU について推計を行う。ここではまず、Ball and Mankiw(2002)で用いられたホドリック・プレスコット (HP) フィルター (以下「HP フィルター」と称する) を使い、可変 NAIRU の推定を行うことにする。

HP フィルターは、変数を滑らかにする手法の一つである。Hodrick and Prescott(1997)で用いられている HP フィルターは、以下のような場合を対象としている。

$$y_t = g_t + c_t \quad t = 1, \dots, T. \quad \dots (10)$$

$y_t$  という系列が、成長成分である  $g_t$  と循環成分である  $c_t$  に分解されるとすると、HP フィルターは、成長成分の 2 階階差の 2 乗の総和の動きを制約条件として、循環成分の 2 乗の時系列的な総和を最小化するように  $g_t$  の系列を導く手法である。具体的には、以下の(11)式を最小化するように、 $g_t$  の系列を平滑化する。

$$c_t^2 + \lambda [(g_t - g_{t-1}) - (g_{t-1} - g_{t-2})]^2 \quad \dots (11)$$

ここで、 $\lambda$  は成長成分である  $g_t$  の動きにペナルティーを与える値であり、 $\lambda$  の値が大きくなればなるほど、 $g_t$  の系列はより線形に近い系列となる。 $\lambda = 0$  の時、 $g_t$  の系列は線形トレンドとなる。

以下では、フィリップス曲線が線形の場合、非線形の場合について可変 NAIRU の推計を行う。初めに、フィリップス曲線が線形の場合について推計を行う。(6)式に基づき、再度供給ショック (輸入物価指数変化率) を含めた期待修正フィリップス曲線を示すと(12)式ようになる。

$$\pi_t = (L) \pi_{t-1} - \alpha (u_t - u^N) + (L) \text{imp}_t \quad \dots (12)$$

$\pi_t$  はインフレ率を、 $\pi_{t-1}$  は前期のインフレ率を、 $u_t$  は失業率を、 $u^N$  は NAIRU を、 $\text{imp}_t$  は輸入物価指数変化率をそれぞれ示している。 $(L)$ 、 $(L)$  は多項式ラグであり、係数  $\alpha$  はマイナスの値を取ることが予想される。

$\pi_t = (L) \pi_{t-1} - \alpha (u_t - u^N) + (L) \text{imp}_t$  とすると、(12)式は次のように書き換えられる。

$$u_t - u^N + (L) \text{imp}_t / \alpha = u_t - u^N + (L) \text{imp}_t / \alpha \quad \dots (13)$$

(13)式の右辺は、データから算出可能であることを示している。 $u_t$  も  $\text{imp}_t$  もデータとして存在するため、 $u_t - u^N + (L) \text{imp}_t / \alpha$  の系列が算出可能となることを示している。この系列は長期トレンドを示す  $u^N$ 、つまり NAIRU と供給ショックに比例する短期変動分の  $(L) \text{imp}_t / \alpha$  から成っているため、この系列に HP フィルターを当てはめることにより、短期変動分を取

り除くことができる。その結果として、長期トレンドである NAIRU の推計が可能となる。(6)式を推計した結果、四半期データの場合には、 $\lambda = 0.193338$ 、 $(L) = 0.87115$  であり、また月次データの場合には、 $\lambda = 0.072671$ 、 $(L) = 0.95439$  となるため、これらの数値を HP フィルターによる推計に用いることにする。

ところで、NAIRU を推計する場合、前述した(11)式における  $\lambda$  の値をどう決めるかによって NAIRU の系列は異なってくる。 $\lambda$  の値に関しては必ずしも明確なルールがあるわけではないが、経験則から以下のように  $\lambda$  の値を用いる場合が多い。年次データの場合は、 $\lambda = 100$ 、四半期データの場合は、 $\lambda = 1,600$ 、月次データの場合、 $\lambda = 14,400$  である。本稿でも先例に倣い、四半期データには  $\lambda = 1,600$  を用い、月次データには  $\lambda = 14,400$  を用いて分析を行う。

図 1 は、四半期データによる HP フィルターを用いた NAIRU の推計結果である。また、表 7 は、図 1 の元となった NAIRU に関する記述統計量を示している。NAIRU の平均値は 3.97 であるが、最小値 3.00 から最大値 6.44 までレンジの幅がかなり大きくなっている。

図 1 HP フィルターを使った NAIRU の推計 (フィリップス曲線が線形の場合：四半期データ)

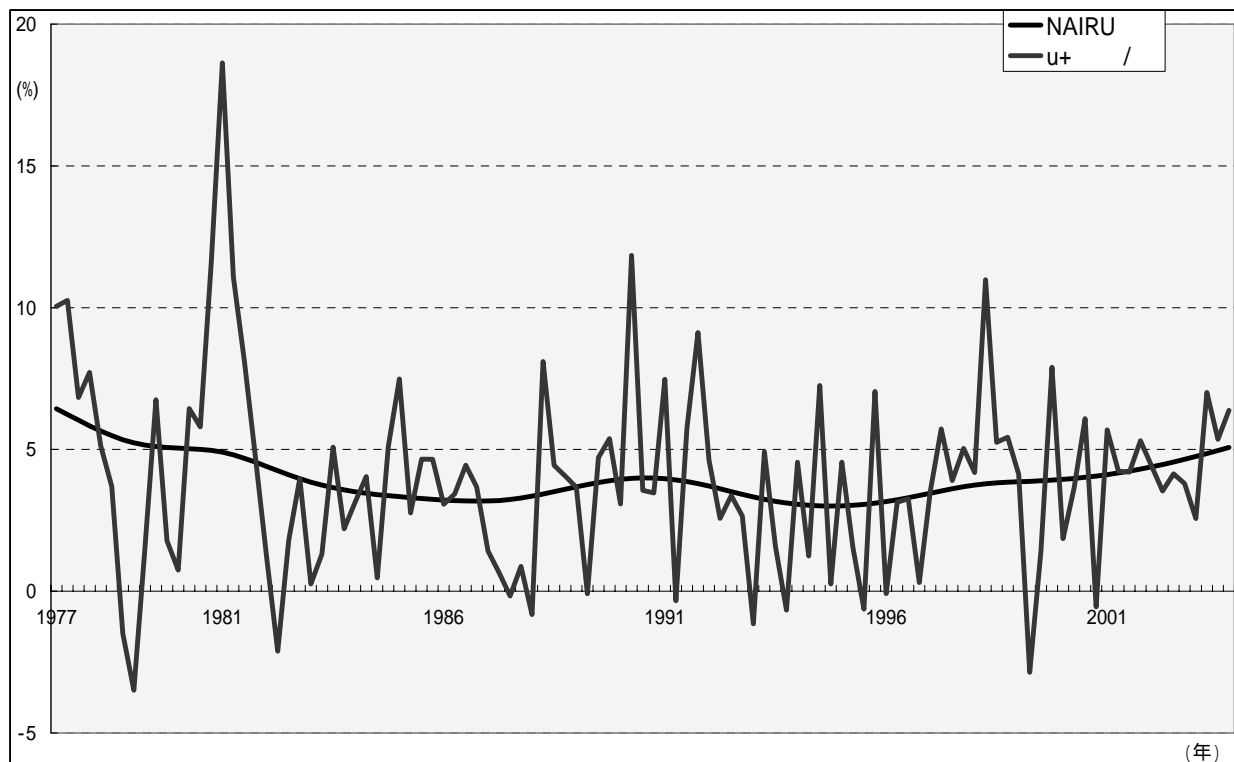


表7 NAIRUに関する統計（フィリップス曲線が線形の場合：四半期データ）

平均値	3.972725
中央値	3.830818
最大値	6.438077
最小値	3.004678
標準偏差	0.786324

また同様に、月次データによる HP フィルターを用いた NAIRU の推計結果が図 2、表 8 に示されている。平均値は 4.17 であるが、最大値 20.0 に引っ張られている影響がかなり強いものと思われる。標準偏差が大きくなっているのも、最大値の影響によると考えられる。いずれにせよ、月次データを用いた場合には NAIRU のとりうるレンジがかなり大きくなっている。

図2 HP フィルターを使ったの推計（フィリップス曲線が線形の場合：月次データ）

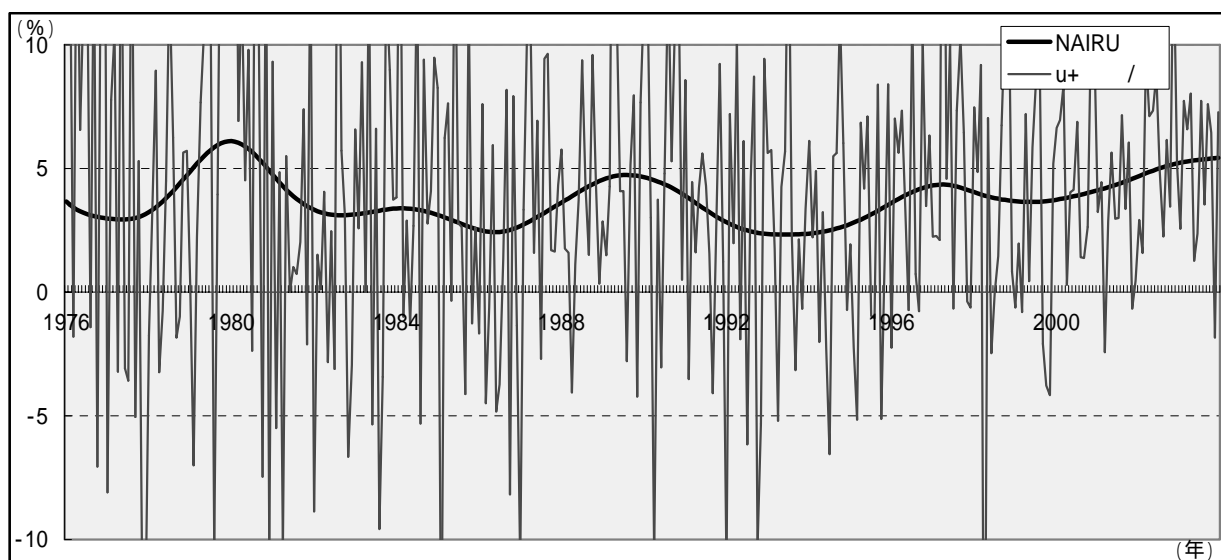


表8 NAIRUに関する統計（フィリップス曲線が線形の場合：月次データ）

平均値	4.167751
中央値	3.711846
最大値	20.0239
最小値	2.332311
標準偏差	2.244376

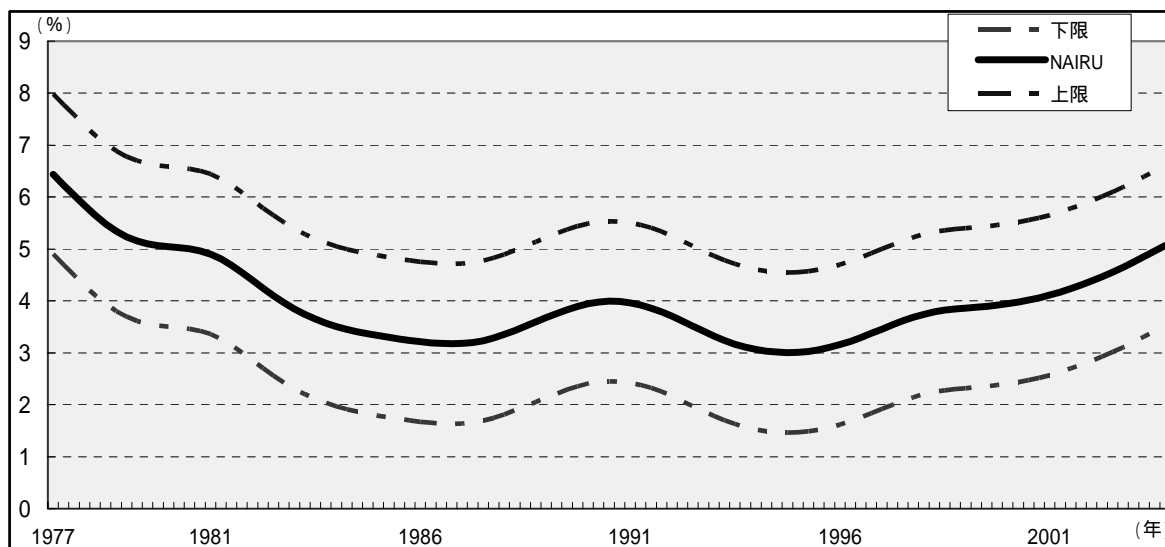
図1ないし図2に示した結果は、点推定に基づく NAIRU の軌跡を表示したものであるが、次に NAIRU の 95% 信頼区間についてみていく。点推定は得られたデータに基づき、NAIRU の値を 1 点に決定する推計方法である。点推定の値が神のみぞ知る真の値に等しければ問題はないが、必ず点推定の値が真の値に一致する保証はない。信頼区間を設けて、真の NAIRU



の取りうる値を考察する方法は政策的観点からも重要であると考えられる。欧米の NAIRU に関する推計結果をみると、NAIRU の区間推定の結果に大きな幅があることが確認されている。例えば、1990 年代のアメリカの NAIRU の点推定値は 6%程度とされているものの、95%信頼区間でみると、推定値の下限は 5%程度から上限は 8%程度までとなっており、NAIRU の信頼するに足る値にかなり幅があることがわかっている。日本の場合にも、NAIRU の区間推計の結果に大きな幅があるとすれば、政策立案の指標として NAIRU はあまり好ましい指標とはならないであろう。NAIRU を 3%とするのか、5%とするのかで政策対応が大きく異なるからである。

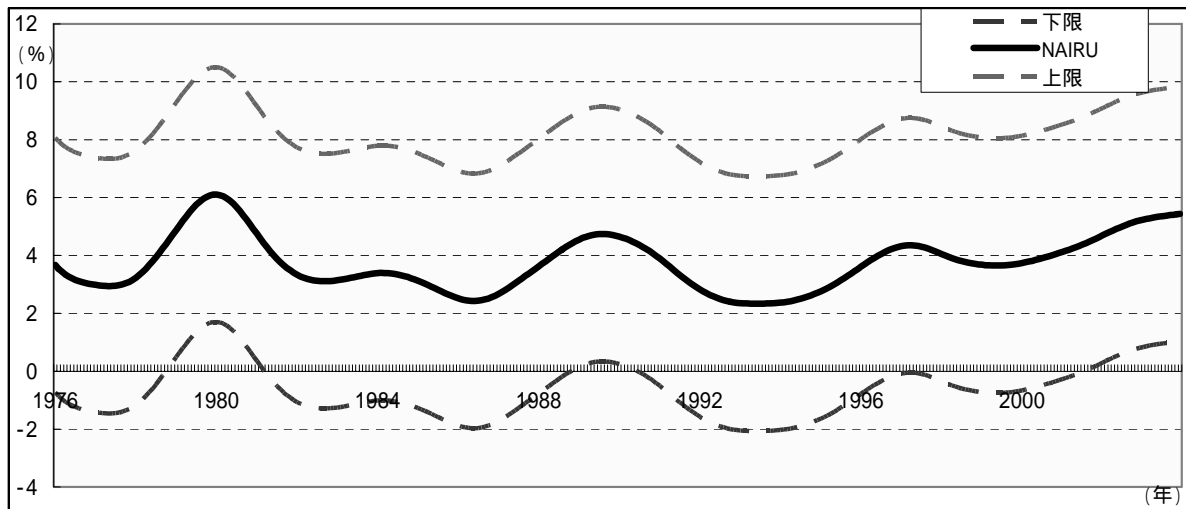
図 3 は、四半期データについて、点推定による NAIRU の軌跡ないし 95%信頼区間の下限と上限を示した結果である。95%信頼区間でみていくと、NAIRU の値にかなり幅のあることが窺える。例えば、2003 年第 四半期の状況をみると、点推定で推計された NAIRU の値は 5.06 であるが、95%信頼区間の下限値が 3.52、上限値が 6.61 となっている。NAIRU の真の値は神のみぞ知りうることでわれわれにはわからないが、下が 3.52 から上は 6.61 までとなっており、推定結果に大きな幅のあることがわかる。

図 3 NAIRU の 95%信頼区間（フィリップス曲線が線形の場合：四半期データ）



同様の結果は、月次データを用いた図 4 についても当てはまる。標準偏差が大きい分、点推定で求めた NAIRU の値と 95%信頼区間の下限、上限の間に大きな乖離が生じている。

図4 NAIRUの95%信頼区間(フィリップス曲線が線形の場合:月次データ)



続いて、フィリップス曲線が非線形の場合について、HP フィルターを用いて NAIRU の推計を行う。(7)式を再掲すると、

$$= (L)_{-1} - (u - u^N)/u + (L) \text{imp} + \dots (7)$$

となる。誤差項を除き、 $u$ を両辺に掛けて整理すると、(7)式は以下のように整理することができる。

$$u^N + u (L) \text{imp} / = u / - (L)_{-1} u / + u \dots (14)$$

(14)式の右辺は、データから算出可能な部分であるが、線形のフィリップス曲線から導出された(13)式とは異なり、 $(L) \text{imp} /$ の項に $u$ が混入している。供給ショックの影響に失業率の影響が混在するため、HP フィルターを通して失業率の影響を除去できるかどうか曖昧である。そこで、(14)式の両辺を $u$ で割り、以下の式に書き換える。

$$u^N / u + (L) \text{imp} / = / - (L)_{-1} / + 1 \dots (15)$$

(15)式の左辺は、失業率に占める NAIRU の割合と供給ショックに比例する部分で構成されているため、HP フィルターを通して短期変動分である  $(L) /$  を除去し、失業率に占める NAIRU の割合を推計することができる。 $u^N / u$ の系列が推計できれば、この系列に実際の失業率である  $u$  を掛けることによって NAIRU の値を求めることができる。

図5は、(15)式をもとに四半期データに基づいて NAIRU を推計した結果である。線形の推計結果はかなり平滑化されていたが、非線形の場合にはフィリップス曲線が線形の場合ほどには滑らかな系列とはなっていない。こうした傾向は、(15)式に基づき月次データを用いて NAIRU を推計した図6の場合一層顕著となっている。

図5 HP フィルターを使った NAIRU の推計（フィリップス曲線が非線形の場合：四半期データ）

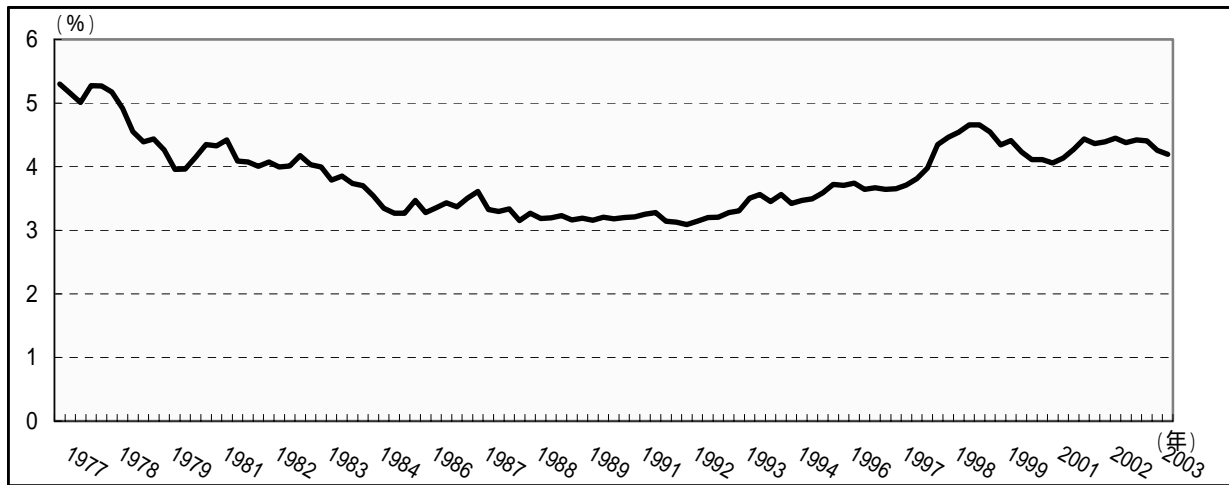
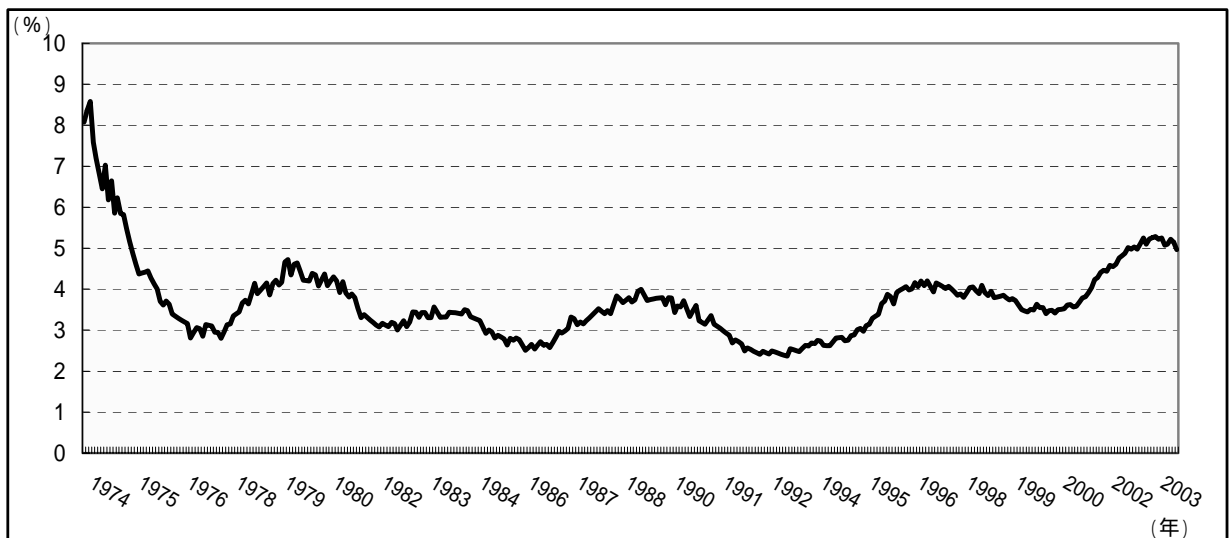
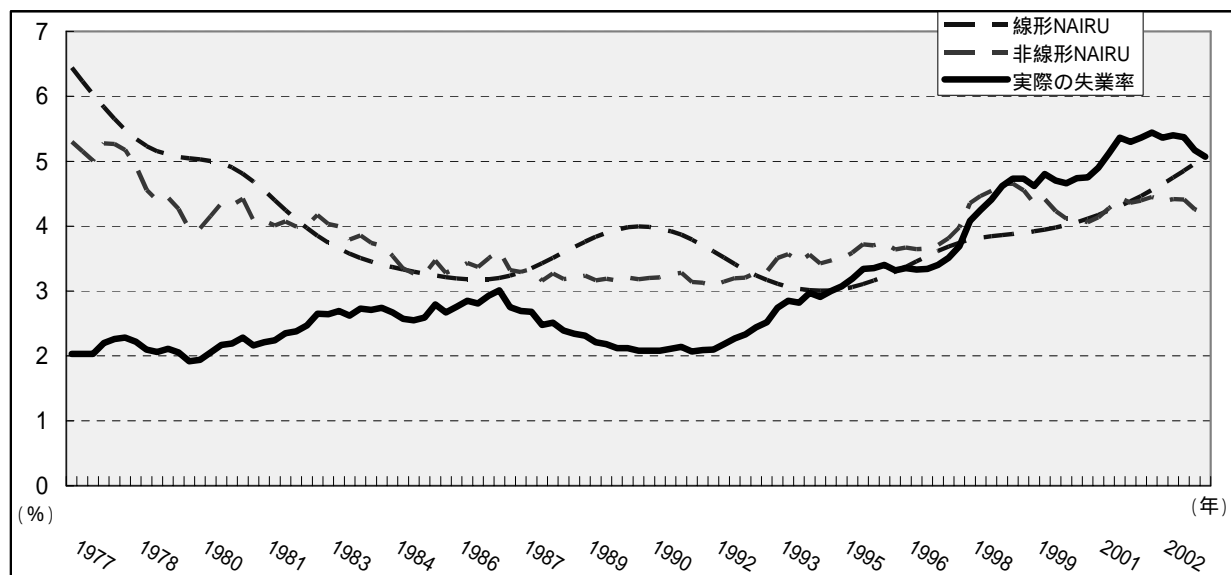


図6 HP フィルターを使った NAIRU の推計（フィリップス曲線が非線形の場合：月次データ）



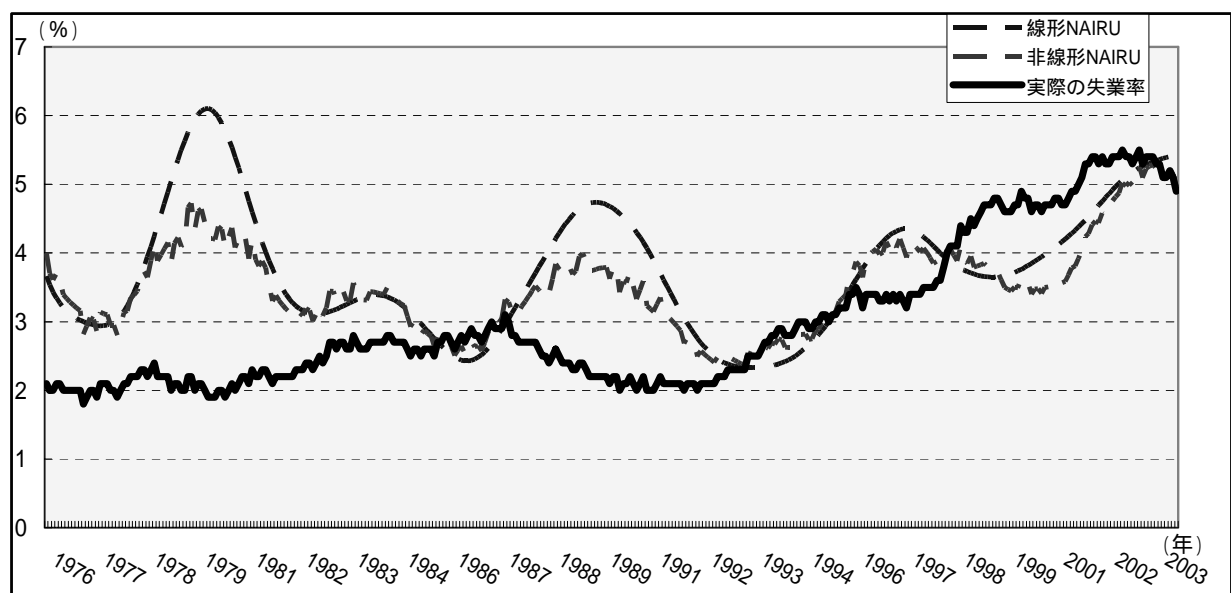
次に、推定した NAIRU の値が、実際の失業率とどの位乖離しているのかみることにする。図7では、四半期データをもとに推計した線形・非線形 NAIRU と実際の失業率の動向を示している。線形の場合も非線形の場合も、HP フィルターによって推計した NAIRU の値は実際の失業率を大きく上回っている期間がほとんどで、実際の失業率を下回るようになったのはこの5年ほどの間である。

図7 線形・非線形 NAIRU と失業率（四半期データ）



こうした傾向は、月次データに基づいて線形・非線形 NAIRU と実際の失業率の動向を示した図8 についても当てはまる。1970 年代後半から 1980 年代初め、1980 年代後半から 1990 年代初めについては、実際の失業率を推計した NAIRU の値が大きく上回っており、乖離の幅が顕著となっている。

図8 線形・非線形 NAIRU と失業率（月次データ）



ここまで、HP フィルターを用いた可変 NAIRU の推計結果をみてきたが、HP フィルターによる推計には一つ大きな問題点がある。例えば、(13)式を再掲すると、 の値には固定

NAIRU を推計した際の値が用いられている。

$$u^N + (L) \text{imp} / = u + / \dots (13)$$

これは、観測期間を通して が一定であるという制約を課すことになるが、この制約はかなり強い制約であり、本来であれば 自体が方程式の中で同時に決定されてしかるべき変数である。こうした問題を克服するため、次に状態空間モデルを用いて可変 NAIRU の推計を行う。

#### 4.2 状態空間モデル(カルマン・フィルター)による可変 NAIRU の推計

状態空間モデルは元々制御工学の分野で開発されたモデルであるが、近年は経済学の分野でも広く応用されている。回帰式で推計される係数値は、通常観察期間内では固定されており不変であるが、状態空間モデルを用いると、係数が変動するモデルの推計が可能となる。また、状態空間モデルを用いると、本稿で推計を行う NAIRU のように、通常は観察できない値の推計も行うことが可能となる。こうした観察不可能な要因の推計例としては、(合理的)期待、恒常所得等の推計がある。

まず線形フィリップス曲線を想定して、以下の式に基づき推計を行う。

$$t = 1 t_{-1} + 2(u_t - u_t^N) + 3 \text{imp} + t \dots (16)$$

$$u_t^N = u_{t-1}^N + v \dots (17)$$

(16)式は観測方程式 “signal” or “observation” equation ) と呼ばれており、これまでも見てきた期待修正フィリップス曲線を示している。一方、(17)式は遷移方程式 “state” or “transition” equation と呼ばれており、観察できない  $u^N$ 、つまり NAIRU の変遷を示す式である。ここでは、NAIRU がランダム・ウォークすると仮定して(17)式を設定している。、  $v$  はそれぞれ観測方程式、遷移方程式の誤差項を示し、 と  $v$  の相関ないものと仮定している。また、下付の  $t$  は時間を示している。上記(16)、(17)式の方程式体系を同時推計することにより、 $u^N$ 、 の値を推計することができる。なお、これまでと同様に、四半期データ、月次データを用いて推計を行う。推計期間についても、これまでの推計と同じ期間について推計を行う。

ところで、(16)、(17)式の方程式体系を実際に推計するに際して、固定 NAIRU ないしは HP フィルターによる推計の場合と同じように多項式ラグを導入して推計を行いたいのであるが、使用している統計パッケージでは、状態空間モデルに多項式ラグを導入して推計を行うことができない。そこで、単純なラグを取り状態空間モデルの推計を行う。四半期データの場合には、 $-1$  に 3 期、 $\text{imp}$  に 1 期それぞれラグを取って分析を行う<sup>12</sup>。具体的には、次の方程式体系の推計を行った。

$$t = 1(u_t - u_t^N) + 2 t_{-1} + 3 t_{-2} + 4 t_{-3} + 5 t_{-4} + 6 \text{imp} + 7 \text{imp}_{t-1} + t \dots (18)$$

$$u_t^N = u_{t-1}^N + v_t \quad \dots (19)$$

表 8 は、四半期データによる推計結果である。共分散行列が不安定なため、標準誤差等の値が示されていない。不安定な推計結果ではあるが、NAIRU については有意となっている。ここで推計された NAIRU の系列を、後ほどフィリップス曲線が非線形の場合と併せて示すことにする。

同様に、月次データを用いて NAIRU の推計を行ったが、どのようなパターンで推計を行っても NAIRU の適当な値が得られず、また適当な値が得られても統計的に有意でなかったため、ここでは月次データの推計結果は示さないことにする。

続いて、フィリップス曲線が非線形の場合に、状態空間モデルを使って NAIRU を推計するとどのような結果が生じるのかみることにする。まず、四半期データを用いて分析を行うが、具体的には以下の式により分析を行う<sup>13</sup>。

$$\Delta u_t = \beta_1(u_t - u_t^N)/u_t + \beta_2 \Delta u_{t-1} + \beta_3 \Delta u_{t-2} + \beta_4 \text{imp}_t + v_t \quad \dots (20)$$

$$u_t^N = u_{t-1}^N + v_t \quad \dots (21)$$

表 8 状態空間モデルによる推計結果（フィリップス曲線が線形の場合：四半期データ）

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
1	-0.218436	NA	NA	NA
2	0.992322	NA	NA	NA
3	-0.097637	NA	NA	NA
4	0.127699	NA	NA	NA
5	-0.169396	NA	NA	NA
6	0.007557	NA	NA	NA
7	-0.026724	NA	NA	NA
V	-1.221115	NA	NA	NA
	-304.0222	NA	NA	NA
	Final State	Root MSE	z-Statistic	Prob.
NAIRU	4.212823	0.24378	17.28126	0
Log likelihood	-92.98114	Akaike info criterion	1.961176	
Parameters	9	Schwarz criterion	2.190017	
Diffuse priors	1	Hannan-Quinn criter	2.053886	

表 9 は、(20)、(21)方程式体系を推計した結果である。フィリップス曲線が線形で示された場合と同じように、共分散行列が不安定なために、標準誤差等の値が示されていない。NAIRU の推計結果は有意であるため、先に示したフィリップス曲線が線形の場合と併せて

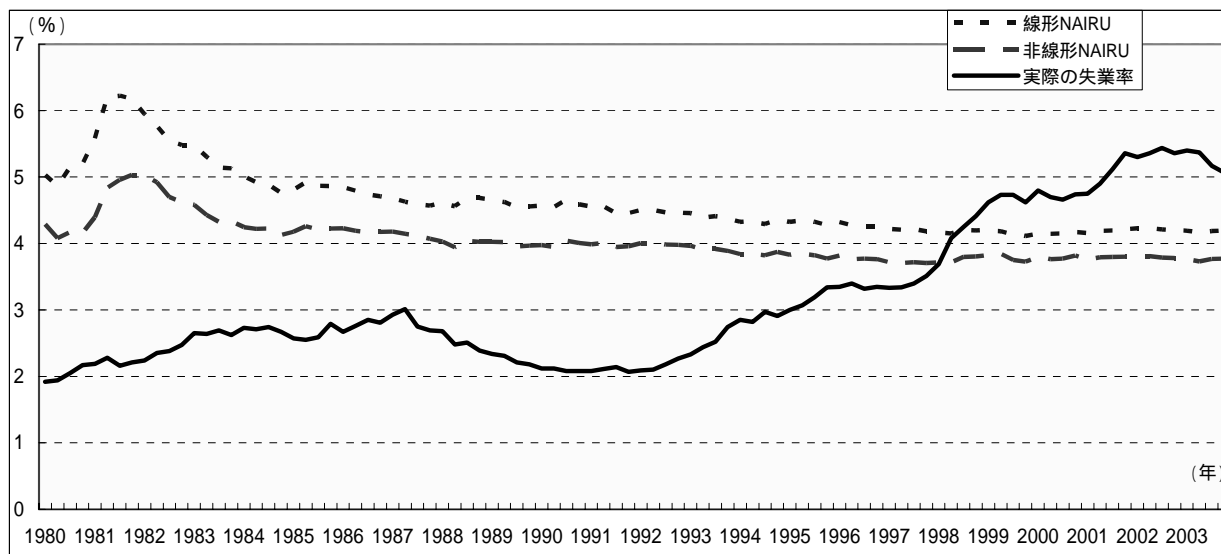
推計された NAIRU の系列を示すことにする。

表 9 状態空間モデルによる推計結果（フィリップス曲線が非線形の場合：四半期データ）

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
1	-6.41E-01	NA	NA	NA
2	0.974604	NA	NA	NA
3	-0.130623	NA	NA	NA
4	-0.009136	NA	NA	NA
v	0.974768	NA	NA	NA
	-585.7508	NA	NA	NA
	Final State	Root MSE	z-Statistic	Prob.
NAIRU	3.797397	0.246544	15.4025	0
Log likelihood	-210.8872	Akaike info criterion		4.092211
Parameters	6	Schwarz criterion		4.242972
Diffuse priors	1	Hannan-Quinn criter		4.153315

図 9 は、状態空間モデルによって推計された線形・非線形 NAIRU と実際の失業率の推移を示した結果である。NAIRU の値は一貫して実際の失業率の値を上回っており、実際の失業率が NAIRU の値を上回るのは 1999 年以降である。また、非線形 NAIRU の方が常に線形 NAIRU の推計値を下回っていることがわかる。

図 9 線形・非線形 NAIRU の推定値と失業率（四半期データ）



続いて、月次データを用い、非線形 NAIRU を推計する。AIC、NAIRU の推計値の統計的有意性などを考慮し、輸入物価変化率を除外し、ラグを用いない以下の体系で非線形 NAIRU

の推計を行う。

$$u_t = \beta_1(u_t - u_t^N)/u_t + \beta_2 u_{t-1} + v_t \quad \dots (22)$$

$$u_t^N = u_{t-1}^N + v_t \quad \dots (23)$$

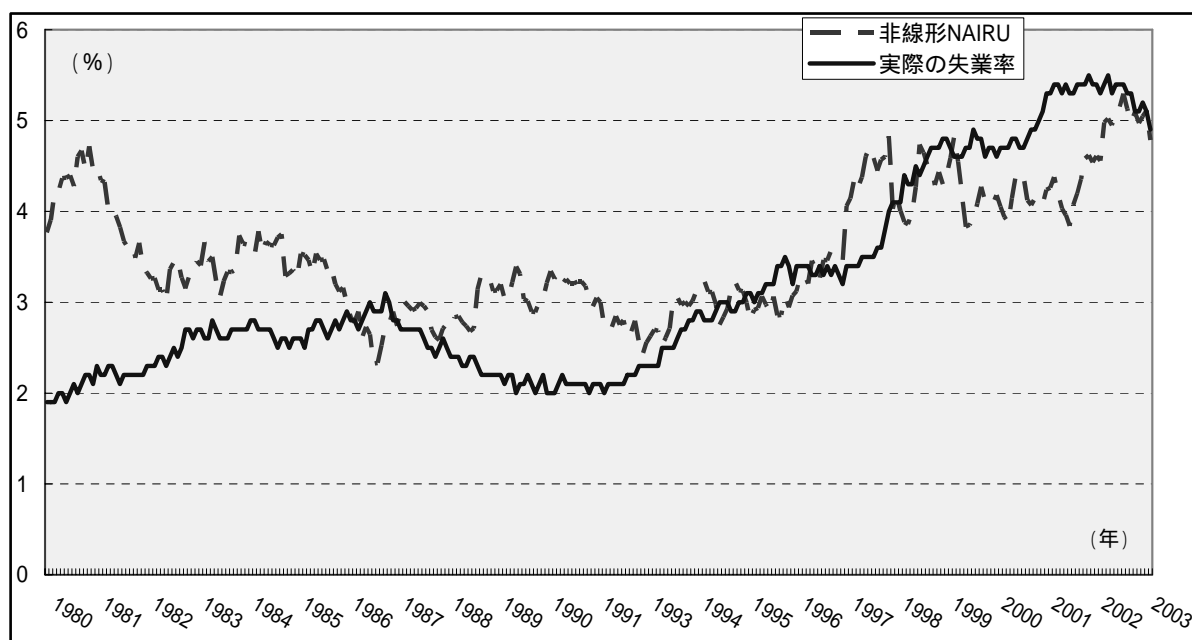
表 10 は、(22)、(23)式の方程式体系を推計した結果である。NAIRU の値も統計的に有意であるという結果となっている。(22)、(23)式の方程式体系から求められた非線形 NAIRU の推計値と実際の失業率の関係を示した結果が図 10 である。四半期データの場合ほどではないものの、NAIRU が実際の失業率を上回っている場合が多い。ただ、この 5 年ほどは NAIRU の値が実際の失業率を下回っている。

表 10 状態空間モデルによる推計結果（フィリップス曲線が非線形の場合：月次データ）

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
1	-2.109865	0.488028	-4.323248	0
2	0.675924	0.042113	16.05034	0
	0.503741	0.083524	6.031101	0
v	-3.481257	0.70383	-4.946166	0
	Final State	Root MSE	z-Statistic	Prob.
NAIRU	4.816177	0.351335	13.70821	0
Log likelihood	-661.0404	Akaike info criterion		3.694669
Parameters	4	Schwarz criterion		3.737848
Diffuse priors	1	Hannan-Quinn criter.		3.711838



図 10 非線形 NAIRU と失業率（フィリップス曲線が非線形の場合：月次データ）



## 5 まとめ

3 節では、観測期間内で NAIRU が変動しないものとして固定 NAIRU の推計を行った。固定 NAIRU の推計であるが、フィリップス曲線が線形と仮定した場合、四半期データを用いた NAIRU の推計値は 4.08 となった。同様に、月次データを用いた場合の NAIRU の推計値は 4.01 であった。また、フィリップス曲線が非線形と仮定した場合には、四半期データを用いた NAIRU の推計値は 3.79 となり、月次データを用いた NAIRU の推計値は 3.63 であった。四半期データ、月次データいずれの場合においても、フィリップス曲線が非線形の方が線形に比べて NAIRU の値が小さいという結果である。AIC によってモデルの当てはまりを比較しても、四半期データ、月次データいずれの場合においても非線形の方が線形に比べてモデルの当てはまりが良くなっている。こうした結果は、日本の場合、フィリップス曲線を非線形モデルとして定式化した方がよいこと示唆している。

4 節では可変 (Time-Varying) NAIRU の推計を行った。まず、HP フィルターを用いた NAIRU の推計結果であるが、線形 NAIRU については、区間推定 (95% 信頼区間) を用いて NAIRU の取りうる範囲を検討した。その結果、フィリップス曲線が線形の場合にも、また非線形の場合にも NAIRU の取りうる値の幅 (推定された上限値と下限値の乖離) が大きいことが確認された。この結果は、NAIRU を政策の指標として活用することに疑問を投げかけるものである。構造的・摩擦的失業の代理指標として NAIRU を用いる場合、その値が 3% なのかもしくは 5% なのかによって政策対応は異なることが予想される。ミスマッチを解消する政策により重点を置くのか、それとも有効需要を喚起する政策に重点を置くのかにより政策対応が異なるが、その政策判断のもととなる NAIRU の値が不確定である限り、正し

い政策判断は下せないのである。

また、推計された NAIRU の系列をみると、四半期データの場合であろうと月次データの場合であろうと、また線形であろうと非線形であろうと、この数年については NAIRU の推計値が実際の失業率を下回っているものの、それ以前の時期については NAIRU の値が大きく実際の失業率の値を上回っていた。こうした結果は、NAIRU を構造的・摩擦的失業率の代理指標として用いることに大きな疑問を投げかけるものである。

最後に、HP フィルターの欠陥を補うべく状態空間モデルを用いて NAIRU の推計を行った。NAIRU の推計結果をみると、NAIRU の推計値は一貫して実際の失業率の値を上回っており、実際の失業率が NAIRU の値を上回るのは 1999 年以降である。また、月次データにより非線形 NAIRU と線形 NAIRU の系列を比較すると、常に非線形 NAIRU の方が線形 NAIRU の推計値を下回っていた。

以上の結果を勘案すると、NAIRU を構造的・摩擦的失業率の代理指標として利用するには、かなりの無理が生じるように思われる。欧米では、NAIRU を構造的・摩擦的失業率の代理指標としてよく用いているが、日本の場合、これだけ不安定な推計結果を残している NAIRU を用いることにはかなり無理があると言える。

ただし、今回の推計結果にはかなり改善の余地が残っている。一つは、期待インフレの設定の仕方である。本稿では単純に期待インフレが前期のインフレに等しいと仮定して推計を行ったが、この期待インフレの設定の仕方では結果が大きく変わる可能性がある。また、状態空間モデルの推計に当たっては、ソフト・パッケージの制約もあり、多項式ラグを導入するという方法を採用することができなかった。いずれにせよ、モデル改良の余地が大きいこともあり、NAIRU の推計に当たっては今後さらなる検討が必要であると思われる。

(参考文献)

(英文)

- Ball, Laurence and N. Gregory Mankiw (2002) "The NAIRU in Theory and Practice," *Journal of Economic Perspectives* 16(4): 115-36.
- Debelle Guy and James Vickery (1997) "Is the Phillips Curve a Curve? –Some Evidence and Implications for Australia," Research Discussion Paper 9706, Reserve Bank of Australia.
- European Commission (2002) *Employment in Europe 2002*, Luxembourg, Office for Official Publications of the European Communities.
- Gordon, Robert J. (1970) "The Recent Acceleration of Inflation and its Lessons for the Future," *Brookings Papers on Economic Activity* 1 :8-41.
- Gordon, Robert J. (1975) "The Impact of Aggregate Demand on Prices," *Brookings Papers on Economic Activity* 3 :613-62.
- Gordon, Robert J. (1977) "Can the Inflation of the 1970s be Explained?" *Brookings Papers on Economic Activity* 1 :253-77.
- Hodrick, Robert J., and Edward C. Prescott (1997) "Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation." *Journal of Money, Credit and Banking* 29(1): 1-16.
- Layard, R., S. Nickell and R. Jackman (1991) *Unemployment, Macroeconomic Performance and the Labour Market*, London, UK, Oxford Press.
- Mankiw, N. Gregory (2002) *Macroeconomics*, 5<sup>th</sup> Edition, New York, U.S.A, Worth Publisher.

(日本語)

- R.J.ゴードン(1989)『現代マクロエコノミクス 原著第4版(永井進訳)』多賀出版(Gordon, Robert J. (1987) *Macroeconomics*, 4<sup>th</sup> Edition, Boston, U.S.A, Little, Brown and Company. )
- 廣瀬康生・鎌田康一郎(2002)「可変 NAIRU によるわが国の潜在成長率」日本銀行調査統計局 Working Paper Series 02-8。
- 中村二郎(1999)「最近の失業率と労働市場」『景気変動と労働市場の構造変化』統計研究会。
- 新見一正(2003)「マイルド・デフレ下における「インフレ目標」論 短期フィリップス曲線の非線形性をめぐって」 *Japan Research Review* 8月号。
- 小野旭(1989)「近年のわが国における失業分析について」『日本の雇用慣行と労働市場』東洋経済新報社。
- ジョセフ・E・スティグリッツ(2001)『マクロ経済学 第2版(藪下他訳)』東洋経済新報社(Stiglitz, Joseph E.(1997) *Economics*, 2<sup>nd</sup> Edition, New York, U.S.A, W.W. Norton. )

## (注)

- <sup>1</sup> 構造的・摩擦的失業という表現を用いているが、実際には構造的失業 (Structural Unemployment) という概念の指標として NAIRU を用いている場合もある。例えば、European Commission (2002) の分析では、明らかに構造的失業の代理指標として NAIRU を用いている。教科書で、NAIRU を構造的・摩擦的失業の指標として定義しているものにゴードン(1989)がある。ただし、NAIRU ではなく自然失業率を用いている。ゴードンは失業を3つの概念(摩擦的失業、構造的失業、循環的失業)に分類した上で、摩擦的失業と構造的失業は自然失業率を構成すると述べている (p349)。
- <sup>2</sup> 経済学になじみのない読者のために、簡単に短期総供給曲線について触れる。基本的に以下の説明は、スティグリッツ(2001)に基づいている。

図は縦軸に物価水準 (P)、横軸に産出量 (Y) を取っている。短期総供給曲線とは、賃金を所与とした時に、様々な物価水準に対応して企業が生産する産出量を示す。図に示すように、短期総供給曲線は3つの部分からなる。まず、曲線が水平となる部分であるが、過剰生産能力があり、物価のわずかな上昇しかともなわずに(あるいは物価を上昇させることなく)、産出量を大きく増加させることができる部分である。ここで  $Y_s$  は潜在 GDP を示しているが、潜在 GDP とは、労働者や工場・設備などの資本ストックを用いてフル稼働で生産する産出量のことをいう。つまり、短期的に生産能力に余力が全くない産出量水準のことである。この  $Y_s$  を挟む右上がりの部分は、産出量の増加とともに物価水準が増加していく部分である。短期的には、機械の保守を延期したり、労働者に残業させる等して正常な生産能力を超えた水準で操業することができる。経済が正常な生産能力を超えて生産を行っているときには、物価上昇圧力が働く。ところで、なぜ短期総供給曲線は生産能力を超えると物価上昇圧力が働き、右上がりとなるのであろうか。この右上がりの傾きを示す説明として、Mankiw (2002) は3つのモデルを示している。

### (1) Sticky-Wage Model

このモデルは、名目賃金の下方硬直性を仮定している。例えば、賃金契約が長期に及んで賃金が固定されている場合、物価水準の変動に合わせて必ずしも賃金の変動しないことになる。そうした状況下では、物価水準が上昇した場合、実質賃金は下落し、企業はより多くの雇用者を採用することになる。雇用者の増加は産出量の増加をもたらすため、物価水準と産出量は右上がりの傾向を示すことになる。

### (2) Imperfect-Information Model

短期総供給曲線の右上がりの傾きを説明する2つ目のモデルは、Imperfect-Information Model である。このモデルは、物価に関する人々の錯誤に依拠している。Mankiw は農夫を例にとって説明を行っているが、経済全体の物価水準が思っていた以上に上昇すると、自分の生産している小麦の価格も上昇しているものと思い込み農夫は必至になって働く結果、産出量が増加することになる。こうした状況は、農夫の場

合のみならずあまねく経済全体に観察される事象であり、物価水準と産出量は右上がりの関係を示すと説明している。

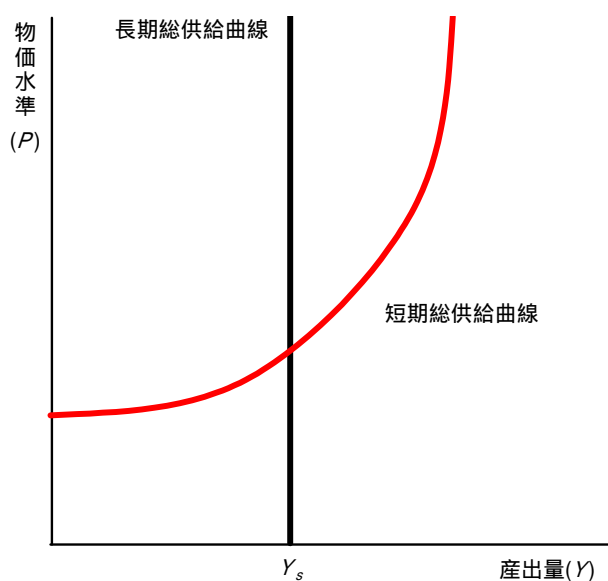
### (3) Sticky-Price Model

企業の価格設定行動を考えると、以下の2点を考慮して企業が価格設定を行っていると考えられる。まず、一般的な物価水準である。一般的な物価水準が高ければ、企業の生産コストも高まるため、産出物の価格を高めようという動機が企業に生まれる。次に、所得水準である。所得水準が高まるほど、企業への需要も高まることが考えられる。つまり、企業の設定価格は、一般的な物価水準、総産出量と潜在GDPの差に依存することになる。企業の限界コストは、生産水準が高まるほど増加するので、需要が大きいほど企業の設定価格も高くなる。Mankiwは顧客との関係上、設定価格を容易に変更できない企業の存在を考慮し、より一般的な状況について説明を行っているが、モデルのインプリケーションは既に述べた形で示されている。

短期総供給曲線に話を戻すと、短期総供給曲線の垂直な部分は、経済が資源を完全利用しており、物価が上昇しても産出量の上昇を誘発することができない部分である。

上に記したように、生産能力を超えた産出量に関しては、短い期間であれば、労働者を残業させるなどの措置は可能だと考えられるが、長期的には不可能となってくる。図の長期供給曲線とは、賃金と価格が完全に伸縮的であり、常に労働が完全に雇用されている場合に生産される産出量の水準を指す。短期総供給曲線の垂直部分は、労働者や機械を超過稼働させている分、長期総供給曲線の右側に位置することになる。

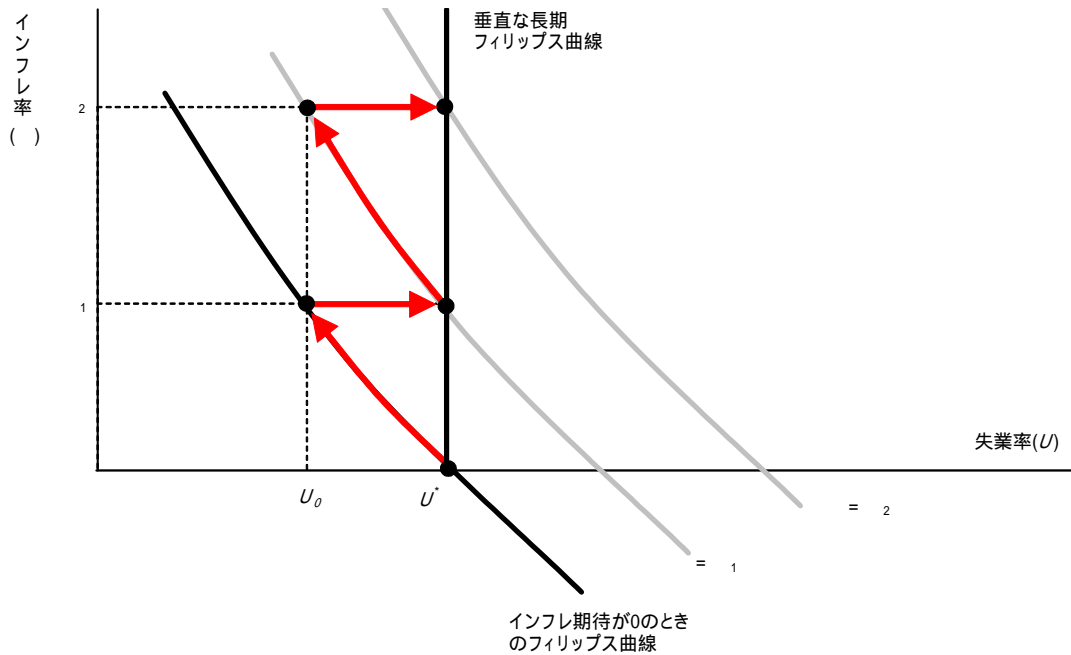
図 短期総供給曲線と長期総供給曲線



- 3 失業率の変化と産出量（実質 GDP）の変化率の間に観察される負の関係をオークンの法則という。販売が停滞し産出量が減退すると、雇用者は解雇され失業率が増す。反対に、販売が促進され産出量が増加すると、雇用者が増加し失業率が低下する。こうした失業率の変化と産出量の変化率の間に存する負の関係を示したものがオークンの法則である。
- 4 元々フィリップス曲線とは、1958年に A. W. Phillips が発見したイギリスにおける賃金上昇率と失業率の間に存在する負の関係をいう。その後、フィリップス曲線はいくつかの修正を経て今日に至っている。Mankiw（2002）は、現代版（Modern）フィリップス曲線の特徴として、次の3点を上げている。まず、賃金上昇率の代わりに物価上昇率を用いていること。2点目として、期待物価を導入していること。3点目として、供給ショックを導入していることである。
- 5 以下では、スティグリッツ（1997）に基づき、自然失業率の説明を行う。注の4でも説明したように、賃金上昇率と失業率の間に存在する負の関係をフィリップス曲線と呼んでいたが、その後政策的目的もあり、インフレ上昇率と失業率の関係に焦点が当たって行くことになる。このインフレ上昇率と失業率の間の負の関係を示すフィリップス曲線は1960年代まで安定した関係が見られたが、1970年代となり先進諸国はいずれも高失業率と高インフレーションを同時に経験するに及んで、上記安定的関係は観察されなくなる。つまり、フィリップス曲線はシフトすることになるのであるが、このフィリップス曲線のシフトを説明するためにインフレ期待がフィリップス曲線に導入されることになる。この期待を組み込んだフィリップス曲線のことを期待修正フィリップス曲線と呼ぶ。

以下どの様にフィリップス曲線が期待によってシフトするのか見ていく。経済が長期にわたって物価が安定している状況を考える。労働者がインフレ率はゼロであると期待すると、フィリップス曲線は図の最も左下の曲線で示される。短期的に政府が失業率を  $U_0$  まで引き下げようとする、同時にインフレ率が上昇する。インフレ率が上昇すると、期待修正フィリップス曲線は上方へシフトし、あらゆる失業率水準においてインフレ率は上昇する。なぜ期待修正フィリップス曲線が上方へシフトするのかというと、当初人々が抱いていたインフレ期待  $\pi_0$  が時間の経過とともに実際のインフレ率  $\pi_1$  に従って修正され、その期待修正とともにインフレ期待が  $\pi_1$  のフィリップス曲線へと移行するからである。このように政府が  $U^*$  以下の水準に失業率を維持しようとする、インフレ率は上昇しつづけることになる。結局、長期で見たフィリップス曲線は  $U^*$  を通る垂直な直線となる。  $U^*$  は特別な失業率の水準であり、自然失業率と呼ばれている。また、失業率は  $U^*$  の水準に留まっている限りインフレを加速させないため、  $U^*$  のことはインフレ非加速的失業率 non-accelerating inflation rate of unemployment 略して NAIRU と呼ばれるようになっている。

図 垂直な長期フィリップス曲線



(資料出所) スティグリッツ(2001), p422.

- 6 輸入物価指数については、月次データのみ公開されている。日本銀行に問い合わせたところ、例えば輸入物価指数の年次データへの変換は、特にウエートづけなどは行わず、毎年12月の値をもって当該年の値としているとのことであった。本稿でも、日銀が採用している従来からの手法に則り、特にウエートづけは行わず、輸入物価指数の3ヶ月平均をもって四半期データを構築した。
- 7 四半期データについて推定期間を1977年第 四半期から2003年第 四半期に、また月次データについて推定期間を1974年1月から2003年12月に定めた理由は、消費者物価上昇率、失業率、輸入物価指数変化率の全てのデータが揃う期間を定めたことによる。
- 8 小野(1989)は、本稿とは異なるモデルを用いているが、「期待インフレ率の係数=1の推定結果にもとづいて自然失業率(あるいは摩擦的失業率)を計算しても、それを十分信頼するわけには行かない。(p223)」として、期待インフレ率の係数に1という制約を置くことに疑問を呈している。
- 9  $u$ にも多項式ラグを導入して推計を行ったが、長期効果を示すラグの合計値が5%水準で統計的に有意ではなかった。固定NAIRUを推計するに当たり、この係数が有意でないため、切片をこの係数で割って固定NAIRUを推計しても統計的には意味がない。そのため、本稿では $u$ については多項式ラグを用いずに、通常の係数を置いて推計を実施した。
- 10 多項式ラグを用いて推計されるNAIRUは、 $-1$ の係数を1に固定したNAIRUとは計測技術の問題を離れても別物であるといえる。 $-1$ の係数を1に固定したNAIRUは、文

字通り「国内要因によるインフレを加速させない失業率」をターゲットにしたものである。一方、多項式ラグを用いた NAIRU は、結果として「長期的に国内要因によるインフレ率を 0 にする失業率」となっている。

以下で多項式ラグを用いた NAIRU が長期的に「インフレ率を 0 にする失業率」となっていることを示す。簡単のために、「表 3 (6)式の推計結果」を例に説明する。

(6)式で失業率が NAIRU に一致する状況は、 $\alpha - \gamma u = 0$ と表される。このとき、

$$\pi = \beta(L)\pi_{-1} + \theta(L)imp + \varepsilon \quad \dots (1)$$

となる。この  $\pi$  の長期的動向を調べてみよう。

$$\mathbf{Y}_t = \begin{bmatrix} \pi_t \\ \pi_{t-1} \\ \pi_{t-2} \\ \pi_{t-3} \\ \pi_{t-4} \end{bmatrix} \quad \mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} \theta(L)imp_t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{V}_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1.07538 & -0.08874 & 0.1048 & -0.49303 & 0.27274 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

と置けば、(1)は次のようになる。

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{B}\mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{X}_t + \mathbf{V}_t$$

期待値を  $E(\cdot)$  で表すことにすれば、次のようになる。

$$E(\mathbf{Y}_t) = \mathbf{B}E(\mathbf{Y}_{t-1}) + E(\mathbf{X}_t)$$

$t=0$  の時点からこの漸化式を累積して、次のようになる。

$$E(\mathbf{Y}_t) = \mathbf{B}^t E(\mathbf{Y}_0) + \mathbf{C}_t \quad \dots (2)$$

ただし、

$$\mathbf{C}_t = E(\mathbf{X}_t) + \mathbf{B}E(\mathbf{X}_{t-1}) + \dots + \mathbf{B}^t E(\mathbf{X}_0) = \sum_{i=0}^{t-1} \mathbf{B}^i E(\mathbf{X}_{t-i}) \quad \dots (3)$$

である。

さて、(2)の右辺に現れる  $\mathbf{B}^t E(\mathbf{Y}_0)$  は、国内要因によるインフレ率であり、 $\mathbf{C}_t$  は、輸入物価要因によるインフレ率である。

実際に計算してみると、行列  $\mathbf{B}$  の固有値は、絶対値においてすべて 1 を下回っていることが確かめられる。したがって、 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{B}^t = \mathbf{0}$  であるから、



$$\lim_{l \rightarrow \infty} \mathbf{B}' E(\mathbf{Y}) = \mathbf{0} \quad \dots (4)$$

となる。これは、国内要因によるインフレ率が長期的に 0 に収束することを示している。

- <sup>11</sup> AIC (Akaike Information Criterion) は、モデルの適合度を示す指標である。モデルの対数尤度を LL、定数項を含む説明変数の数を k、サンプル・サイズを n とすると、AIC は以下の式で示される (ただし、AIC の設定方法は、使用するソフトによって微妙に異なっている。)

$$AIC = -2LL/n + 2k/n$$

- <sup>12</sup>  $-1$  に 3 期、imp に 1 期ラグを取った理由は、それ以外のラグの組み合わせでは、推計した NAIRU の値が発散してしまい、常識の範囲に NAIRU の値が収束しなかったためである。
- <sup>13</sup> 非線形 NAIRU の推計に当たり、期待物価上昇率のラグを 1 期とり、また輸入物価指数変化率のラグをとらなかった理由は、これ以外のラグの組み合わせでは NAIRU の値が常識の範囲内に収まらなかったからである。

---

労働政策研究報告書 No. L - 8

構造的・摩擦的失業の増加に関する研究（中間報告）

発行年月日 2004年8月31日

発行 独立行政法人 労働政策研究・研修機構

URL <http://www.jil.go.jp/>

編集 研究調整部 研究調整課 TEL 03-5991-5104

印刷・製本 有限会社 太平印刷

---

\* 労働政策研究報告書全文はホームページで提供しております。

連絡先：独立行政法人 労働政策研究・研修機構 広報部成果普及課

〒177-8502 東京都練馬区上石神井 4丁目 8番23号

TEL 03-5903-6263