

為替短期変動のフラクタル時系列予測

田中美栄子⁽¹⁾、池田剛⁽²⁾

Fractal Time Series Prediction of the Short Term Currency Exchange Rate

Mieko TANAKA-YAMAWAKI and Go IKEDA

ABSTRACT

A possibility of predicting the short-term currency exchange rate is discussed by using the fractal property of the data. First we prepare a matrix of response coefficients by using a part of the data in such a way that the predicted value of the next data can be computed if all the previous data points are known. It is confirmed that this works for a periodic function. Next we consider how this method can be applied to fractal time series. Inspired by the fractal property of the Koch curve, prediction is attempted by comparing the coarse-grained data and the extension of predicted value by a fixed multiplication factor. The coarse-graining rate b and the multiplication factor a satisfy the relation $b = a^D$, where D is the fractal dimension. We compute D from the tangent of log-log plot of the power spectrum of the data. By applying this method to the real tick data of JPY/USD for two weeks in October 1998, we obtained good predictions for $a \geq 10$.

Keywords: Fractal, Time Series Prediction, Fractal Dimension, Response Function, Power Spectrum, Tick Data, Currency Exchange Rate

1. はじめに

本論文では、為替変動のフラクタル性を利用した、時系列予測について考察する。為替の短期変動がフラクタル性をもつことを、そのパワースペクトルが周波数のべき乗になることから検証し、その対数表示の傾きからフラクタル次元を算出する。こうして求めたフラクタル次元により、為替の短期変動を予測する。予測式は時永らによって提案された方法を用いた[1-3]。

(1) 情報システム工学科助教授

(2) 情報システム工学科学生

2. コッホ曲線

フラクタル性をもつ時系列を扱うにあたり、コッホ曲線を例としてフラクタルの性質をどうしたら使えるのか考える。フラクタル性とは、細かな破片が集まって1つの形を形成したり、部分の集まりが全体を構成してとも考えられる性質である。部分の集合が全体の形状を形成し、その形も部分に似ていることから、自己相似性をもつ現象として定義されている。

コッホ曲線は、ある1線分を3等分して、真中の線分を削除して、そこに削除した線

と同じ長さの線を2本入れてできた曲線である。この作業を繰り返すと、以下のような形になっていく。

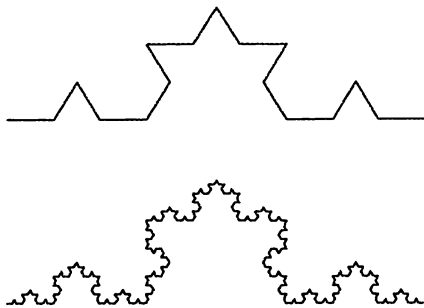


図 1-a(上), 図 1-b(下): コッホ曲線の例

図 1-a の曲線を例にフラクタル性とは何かを考える。コッホ曲線の x 軸の始点を 0、終点を 1 とする。このとき仮に $0 \sim 1/3$ ままで $T1$ とし、 $0 \sim 1$ ままで $T2$ とする。なお、 $T1$ と $T2$ の形が相似形になるように $T1$, $T2$ を選ぶ。このとき次の操作を行なう。

- ・ $0 \sim T1$ の区間を $T2/T1 (= a)$ 倍に伸長したグラフ 1 を作る。
- ・ 次に、 $0 \sim T2$ の区間で、値を b 個おきに見たグラフ 2 を作る。
- ・ グラフ 1 とグラフ 2 の形が近いときの b を選ぶ。



図 2-a グラフ 1: 図 1-a の $T1$ を 3 倍した曲線

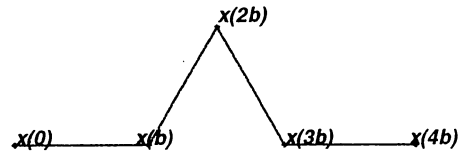


図 2-b グラフ 2: 図 1-a の $T2$ を 4 個おきに見た曲線

この例では、左が実測値(グラフ 1)、右が予測値(グラフ 2)である。この場合 $T1$ を 3 倍して $T2$ を 4 個おきに見ている。

コッホ曲線の場合、 $T1$ を 3 倍して $T2$ を 4 個おきに見たものが同じにみえるということは、 $T1$ を 3 倍したものと $T2$ を 4 個おきに見たものと等価とみなすことができもし $T2$ の範囲の実測値が不明でも、 $T1$ を倍 3 することによって 4 個先の値を予測したグラフを得ることになる。つまり、時系列を a 倍したときに実測値を b 個おきに見たときが、ちょうど良いと仮定する。それには前もって b の値を知っておく必要がある。 b の値を知る方法にフラクタル次元があり、次章で説明する。

2. 為替データのフラクタル次元

為替データの変動には、フラクタル性があることが知られている。このことを実際のデータで確認する。ここで用いるのは 1998 年 10 月 15 日から、1998 年 10 月 25 日までの実際の取引ごとの為替短期間変動データである。単位は米 1 ドルあたりの日本円である。

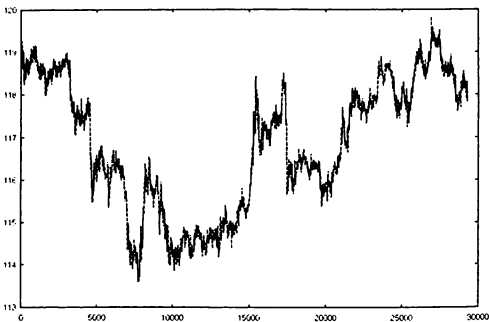


図 3 為替短期間変動(円/ドル)

この時系列のパワースペクトルを両対

数でプロットしたときに、傾きが直線 γ になればフラクタル性があり、フラクタル次元 D は次の関係から求めることができる。

$$-\gamma = 5 - 2D \quad (1)$$

パワースペクトルとは、時系列を周波数にフーリエ分解して、フーリエ成分の大きさの2乗を周波数の関数としてプロットすることで得られるものである。

為替短期間変動のデータをパワースペクトルに変換すると図4のようになる。

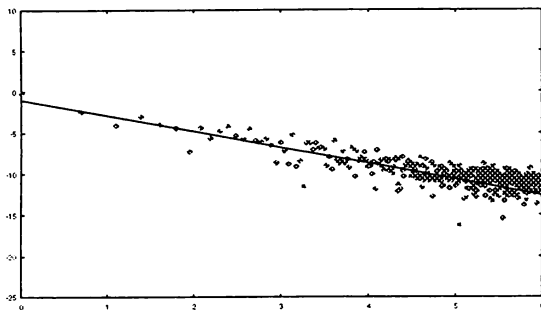


図4 為替短期間変動(円/ドル)のパワースペクトル

このとき、0から50個までの点をみたとき $\gamma = -1.95$ であり、 $D = 1.5$ 程度になる。

これは同時系列のどこをとっても大きく変化することはない。以上の結果から、為替データにフラクタル性があることが分かる。

また全時系列が観測されているときはコッホ曲線を例に述べたように、その時系列を予測するときに区間 $T1$ を a 倍に時間伸長したときと、区間 $T2$ の時系列を b 個おきに見たとき、2つの時系列が相似形になるときの a, b を選ぶことにより次の式が成り立つ。

$$b = a^D \quad (2)$$

この D をフラクタル次元とすることである。しかし、 a は始めから値を決めること

ができるが、 b に関しては値を変えて最適な値を探さなければならない。このとき b の値がいくつのときが最適なのか確定することが難しい。

4. フラクタル時系列の予測

4.1 インパルス応答の推定

前章で為替データにフラクタル性があることが分かった。そこでフラクタルの性質を用いて為替データの予測ができないかを議論したい。ここでは、時永祥三氏らによるフラクタル時系列の予測法[1][2][3]を参考にして、為替データの予測を行なう。

時刻 t_0 までの観測値を用いて時刻 $t(t > t_0)$ の予測値 $\tilde{x}(t)$ を考える。

$$\tilde{x}(t) = \int_0^{t_0} h(t, t-\tau)x(\tau)d\tau, t > t_0 \quad (3)$$

上式のインパルス応答関数 $h(t, \tau)$ がスケール関数 $\phi_{i,j}(t)$ を用いて次のように展開されると仮定する。

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{j=1}^{\infty} h_{i,j} \phi_{N,i}(t) \phi_{N,j}(\tau) \quad (4)$$

ただし

$$\phi_{i,j}(t) = \phi(2^i t - j) \quad (5)$$

$$\phi(t) = 1, (0 < t \leq 1) \quad (6)$$

$$\phi(t) = 0, otherwise \quad (7)$$

このとき $N = 0$ の場合を考える。また、予測値 $\tilde{x}(t)$ を求めるのに影響するインパルス応答関数を制限する為に j の範囲を $1 \sim B$ とする。

$$\tilde{x}(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{j=1}^B \int_0^{t_0} h_{i,j} \phi(t-j) \phi(t-j-\tau)x(\tau)d\tau$$

$$= \sum_{j=1}^{\infty} h_{t-1,j} \theta(t-j) \quad (8)$$

ただし

$$\theta(k) = \int_{k-1}^k x(\tau) d\tau \quad (9)$$

$$t_0 = t-1 \geq B \quad (10)$$

計算にあたり、 $j(B)$ の範囲ある程度限定する。これは予測値 $\tilde{x}(t)$ を求めるのに影響するインパルス応答関数を制限する為である。

次に(8)式で求められた予測値 $\tilde{x}(t)$ とあらかじめ観測されている $x(t)$ の最小2乗近似を考えて、これをできるだけ小さくし、 $h_{i,j}$ を決める。このときの h の変更量 Δh は、

$$\Delta h_{t-1,j} = \alpha(x(t) - \tilde{x}(t))\theta(t-j) \quad (11)$$

この計算を繰り返し、元の h と Δh より最適の h を求める。以上の計算により求められた $h_{i,j}$ がインパルス応答となる。

4.2 時間軸の伸長

いま、 $T_s \leq t \leq T_e$ をインパルス応答の推定区間とし、 $T1 = T_e - T_s$ とする。この $T1$ の範囲を含む区間を予測区間 $T2$ とする。

$T1$ で求められたインパルス応答を $T2/T1$ ($=a$)倍することで区間 $T1$ を時間伸長する。つまり、区間 $T1$ の基本図形をインパルス応答というかたちで覚えさせて、 $T2$ の長さに時間軸を引き伸ばして、 $T2$ の区間で $T1$ と同じインパルス応答を使うということである。区間 $T2$ の予測値は(8)式より次のように求められる。

$$\tilde{x}(nb) = \sum_{j=1}^B h_{\frac{b}{a}(n-1),j} x(nb-aj) \quad (12)$$

$$b = a^D, a = \frac{T2}{T1}, T2 > T1 \quad (13)$$

つまり、スケール伸長を用いた予測値は b 個先の予測になる。

5. 為替データの予測

フラクタル次元を用いて為替の予測を行なう。フラクタル次元 $D=1.5$ とし、時系列を a 倍に伸長すると仮定する。すなわち $b=a^D$ となる。つまり予測としては b 個先の予測を行なうことになる。そこで、為替データのある1部をとって a 倍して予測したものと、実際の為替データの b 個前の値をそのまま次の値として予測したもの(単純予測)とどちらが実際の値に近いかを検証する。なお、この予測ではすでにフラクタル次元が分かっているので、必ずしも $T1$ と $T2$ が類似的である場所を選ぶ必要はない。予測する際に、時系列のサンプリング間隔が1であるので b が整数となるように a を決める。なお、誤差を計測するときは χ^2 乗誤差を用いる。

$$\chi^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \tilde{X}_i)^2 \quad (14)$$

このとき N =データ数、 X_i =実測値、 \tilde{X}_i =予測値である。また誤差を比較するとき、予測値と実測値の誤差の平均を X 、単純予測と実測値の誤差の平均を Y とし、 Y/X を Z とする。 $1 < Z$ (予測として成立)なら○、 $Z < 1$ (予測の意味がない)なら×とする。

$$X = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{(Te+bi)} - \tilde{X}_{(Te+bi)})^2 \quad (15)$$

$$Y = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{(Te+bi)} - X_{(Te+bi-b)})^2 \quad (16)$$

ここで N = データ数, $Te = T1$ の終点 (終点付近) である。

表 1.1-1.8 任意の $a, T1, T2$ に対する X, Y, Z の値

1. $T1 = 500 \sim 1000$
 $T2 = 500 \sim 500a + 500$

a	X	Y	Z	評
4	0.008266	0.005456	0.66	×
9	0.021843	0.019868	0.91	×
16	0.039762	0.052466	1.32	○
25	0.081372	0.134794	1.66	○
36	0.113277	0.280206	2.47	○

2. $T1 = 5000 \sim 5500$
 $T2 = 5000 \sim 500a + 5000$

a	X	Y	Z	評
4	0.013110	0.006371	0.49	×
9	0.037512	0.040127	1.07	○
16	0.058100	0.070669	1.22	○
25	0.090193	0.157963	1.75	○
36	0.081462	0.210961	2.59	○

3. $T1 = 10000 \sim 10500$
 $T2 = 10000 \sim 500a + 10000$

a	X	Y	Z	評
4	0.011445	0.005513	0.48	×
9	0.018263	0.014970	0.82	×
16	0.049558	0.070300	1.42	○
25	0.058254	0.111428	1.91	○
36	0.083157	0.179235	2.16	○

4. $T1 = 1000 \sim 2000$
 $T2 = 1000 \sim 1000a + 1000$

5. $T1 = 2000 \sim 3000$
 $T2 = 2000 \sim 1000a + 2000$

a	X	Y	Z	評
4	0.012015	0.008770	0.73	×
9	0.035431	0.030918	0.87	×
16	0.047331	0.058364	1.23	○
25	0.071997	0.126307	1.75	○

a	X	Y	Z	評
4	0.012656	0.008970	0.71	×
9	0.031428	0.029786	0.95	×
16	0.057081	0.077121	1.35	○
25	0.072164	0.124942	1.73	○

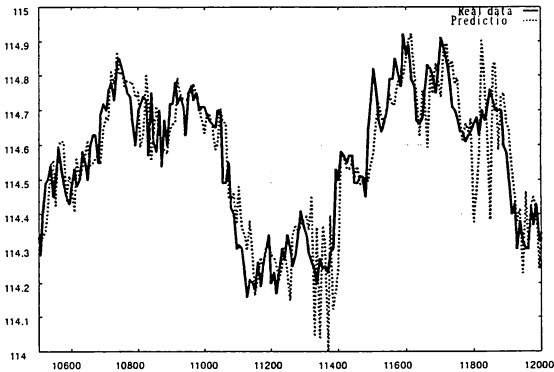


図5 表 1-3 の $a = 4$ のとき (失敗例) の実測値 (実線) と予測値 (点線)。

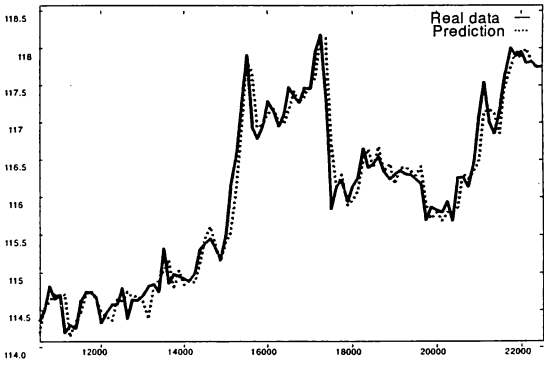


図6 表 1-3 の $a = 25$ のとき (成功例) の実測値 (実線) と予測値 (点線)。

ほとんどのシミュレーションにおいて

は $a=4,9$ のときは単純予測の方が実測値に近く、予測の意味を成していなかった。しかし $a=16,25,36$ では、今回おこなったシミュレーションのすべてにおいて予測値の方が実測値に近く、予測が成り立ったことがわかる。

6. 結論

今回、為替の取引ごとのデータを入手できたことから、為替の短期間変動の予測を行なった。フラクタル性を用いて時間軸の伸長による予測法とフラクタル次元を用いた結果、 $a=16,25,36$ と値を大きくする程、予測値の方が精度が良くなった。一方、 $a=4,9$ と値が小さなときは予測の意味がなく、完全な予測にはならなかった。

実際、為替の変動は1日に1000回以上変動するものであり、 $a=16,25,36$ と値が大きくても予測は十分使える。また取り引き間隔が小さいと変動の幅が小さかったり、変動がない場合もあったりするので $a=4,9$ と値が小さいときは予測しにくいと考えられる。

参考文献

- [1] 時永祥三, 森保 洋, 宮崎明雄, 島津宣之, "フラクタル的な性質をもつ時系列の一予測手法とその応用," 電子情報通信学会論文誌 Vol. J79-A No.11 (1996, 11), 1793-1800.
- [2] 時永祥三, 森保 洋, 宮崎明雄, 島津宣之, "スケール変換およびウェーブレット変換によるパラメータ推定を用いたフラクタル時系列の予測," 電子情報通信学会論文誌, Vol. J79-A No. 12 (1996, 12), 2054-2062
- [3] 時永祥三, 池田欽一, "フラクタル時系列の予測手法を用いた株価予測とその応用," Journal of the Operations Research Society of Japan, Vol. 42(1999), 18-31
- [4] B. マンデルブロ著, 広中平祐監訳, フラクタル幾何学, 日経サイエンス (1985); 原著 B. Mandelbrot, The fractal geometry of nature, W.H. Freeman and Company, New York (1977).
- [5] 原田康平著, 経済時系列分析再考, (財)九州大学出版会 (1998).
- [6] 竹林 渉, 植村芳雄, 時永祥三, "フラクタル時系列の性質を用いた建材需要予測の一手法," オペレーションズリサーチ (2000, 2), 51-59.

しいたけ価格の時系列解析

行 武 潔*・日 高 和 孝**・高 島 浩 毅***

Time Series Analysis of Shiitake Price

Kiyoshi YUKUTAKE, Kazutaka HIDAOKA and Hiroki TAKASHIMA

(昭和61年8月1日受理)

は じ め に

わが国における林業収入の5割以上はしいたけ生産によるものである。しかしながら、その価格は変動が激しく、林家の収入を不安定なものとしている。しいたけ価格の変動は、伏込量や伏込期間に左右されるため4~5年の周期性があるといわれる。小論は、循環変動や季節変動などを抽出し得る時系列解析の手法を用いて、しいたけ価格の変動特性を把握しつつ、価格不安定性の原因をも究明しようというものである。

なお、分析に際して使用したデータは、宮崎県経済連、大分しいたけ農業協同組合および林野庁統計資料などで、地域別、品目別に季節、すう勢、循環などの各価格変動特性を検討した。地域としては、大分、宮崎、大阪、静岡、東京を対象に、品目別には、生、乾しいたけとしめじ、えのきだけの比較と乾しいたけの香信大上、並、香菇大上、並、山成など21品目について行った。

1. 分 析 手 法

木材やしいたけ価格に限らず、各種経済変量の時系列的変動を分析しようとするとき、観察される生の情報をそのまま用いるのではなく、生の情報の一部を捨象することによって、経済事象の本質的な部分が一層明らかとなる場合が少なくない。このようなことから、生の時系列データから不必要な生の情報の一部を切り捨て、時系列変動の本質的部分を抽出することを意図した方法に時系列解析がある。この時系列解析では、観察される経済変量の時系列データは、次の4つの変動要素が合わさったものと考えられている¹⁾。

① すう勢変動 (T: Trend) : 経済の成長に伴って生ずる系列の長期的な上昇または下降傾向を示す変動である。

② 循環変動 (C: Cycle) : 景気循環に伴って拡張と収縮の期間を交互に繰り返す周期的な運動で、その一周期の期間は2年から10年にもわたることがあるが、普通景気循環と呼ばれているものは、平均して谷から谷までが3年から4年である。

③ 季節変動 (S: Seasonal) : 普通基本周期が12か月の周期的な変動で、同一月の値が年々多少とも規則的なパターンに従って変化するものをいう。

④ 不規則変動 (I: Irregular) : 上記3つの変動要素では説明し得ない偶発的な社会現象(たとえば、偶発的なストライキ、戦争など)および自然現象(台風、地震、冷夏や暖冬などの異常気象)によってもたらされる変動をいう。

* 林政学研究室

** 宮崎県林務部

*** 熊本県立阿蘇農業高等学校

我々が経済構造の分析や経済指標による景気動向の観測をいう場合、上記4つの変動要素のうち、すう勢変動および循環変動の2要素が対象となることが多い。このため時系列データの変動から季節変動や不規則変動を分離することが重要な問題となる。殊に、ある経済変量の推移を、他の諸変量との構造的な関係によってではなく、単一の経済変量で分析しようとする際には季節変動や不規則変動の調整が必要不可欠である。たとえば、鉱工業生産指数の推移によって経済活動の今後の動向をみようとすると、鉱工業生産指数の上昇率の鈍化が景気後退の前兆を現わしているのか、単なる季節的な要因によるのかを知るには、あらかじめ経済変量の生データに対して適当な季節調整をしておくことが必要である。また、上記4つの経済変動要因を分離し、その動向を検討することによって、分析対象の経済変量の経済的特性を理解することができる。

このように、ある経済変量の時系列データから経済動向を観察しその方向や変動の経済的特質を的確に判断するため、季節変動、不規則変動、すう勢変動、循環変動の4つの要素を分離することは、非常に重要なことである。この意味で、時系列解析の歴史はきわめて古く、時系列データから季節変動部分を抽出しようとする季節調整法開発の動きは、1900年代初頭、米国においてすでに始められている。当初は季節変動パターンは年を通じて不変とする固定季節指数の考え方であった。その後、電子計算機の発達とともに、季節変動パターンが年々徐々に変化するという、より現実にあった考え方へと変わり、米国商務省でより現実に即したセンサス局法Ⅰが1955年に公表された。我が国では1961年にセンサス局法Ⅱ(X-11)を日銀で採用、また経済企画庁ではこれらセンサス局法をもとに、独自のEPA法を開発している。

ここで、上記4つの変動要素分離の一般的な計算手順を簡単に説明しておこう。

現実に観察される経済変量の原系列(生データ)をO(Original)とすると、乗法モデルでは、次のように示することができる(このほか、加法モデル、乗法・加法の混合モデルがあるが、T, C, S, I各要素の分離手順は、ほぼ同じである)。

$$O = T \times C \times S \times I$$

- ① まず、月次系列では12か月移動平均を行う。そして、偶数項の移動平均であるため、この値を2項移動平均して中心化し、すう勢、循環要素(TC系列)を求める。

$$(TC)_i = \left[\frac{1}{12} \sum_{m=-6}^5 O_{i+m} + \frac{1}{12} \sum_{m=-6}^5 O_{i+m+1} \right] / 2$$

[ただし、 $i=7 \sim n-6$ (n : データ数)]

- ② 次に、①で得られたTC系列で原系列を除すとSIが算出される。

$$(SI)_i = (TCSI)_i / (TC)_i$$

- ③ ②のSIを月別に2項反復移動平均して、月別平均を出し、12か月分の合計が、12.00になるようにするとIが消えて季節指数Sができる。

- ④ Tは、次式のような時間tの関数とした数式化で得られる。このTで、12項移動平均して得ら

$$T = a_1 + b_1 t$$

$$T = a_2 + b_2 t + c_1 t^2$$

$$T = a_3 \times b_3 t$$

(ただし、 t : 時間 1, 2, …, n)

れた①のTCを除すと、Cが得られる。

基本的には、以上のようにして各変動要素を抽出できるが、センサス局法、EPA法などでは、できるだけ精確なSやTCを抽出すべく、上記の手順を何度も繰返しつつ、移動平均の項数を決める基準を設けたりしている。

小論では、市販の FM-16 β 用ソフト²⁾ により、時系列解析を試みた。同ソフトの特徴は、次の通りである。

すなわち、時系列変動の分解式に加法モデル ($O=T+C+S+I$) を用いていること、移動平均法の欠点である欠測項を補外するための反復移動平均法³⁾ を用い、季節変動指数の抽出に際しては反復移動平均比例法によっていること^{4,5)}、すう勢変動の分離に際しては、一次式トレンド ($T=a+bt$) 式によっていること、循環変動の分析には循環変動と不規則変動を区別しない残差のコログラムを用いていることなどである。

すう勢変動の分離が一次式のみトレンド式によると、一次式の統計的当てはまりが悪い場合があるが、今回のように、価格変動特性を相互に比較するには、式の当てはまりの良し悪しが、かえってその価格変動特性を端的に示し得るという利点もある。

2. 乾・生しいたけとしめじ、えのきだけの価格変動比較

分析対象期間およびデータの出所は、なるべく同一条件で比較検討出来るように、それぞれ乾しいたけ昭和55～59年、えのきだけ 昭和51～59年、しめじ昭和52～59年の月次データで、全て宮崎県農協、経済連の資料に基づいている。但し、生・乾しいたけの循環変動については、変動周期が比較的最長いことから林野庁林産課の資料に基づき、昭和35年からの月次データによる解析を行った。

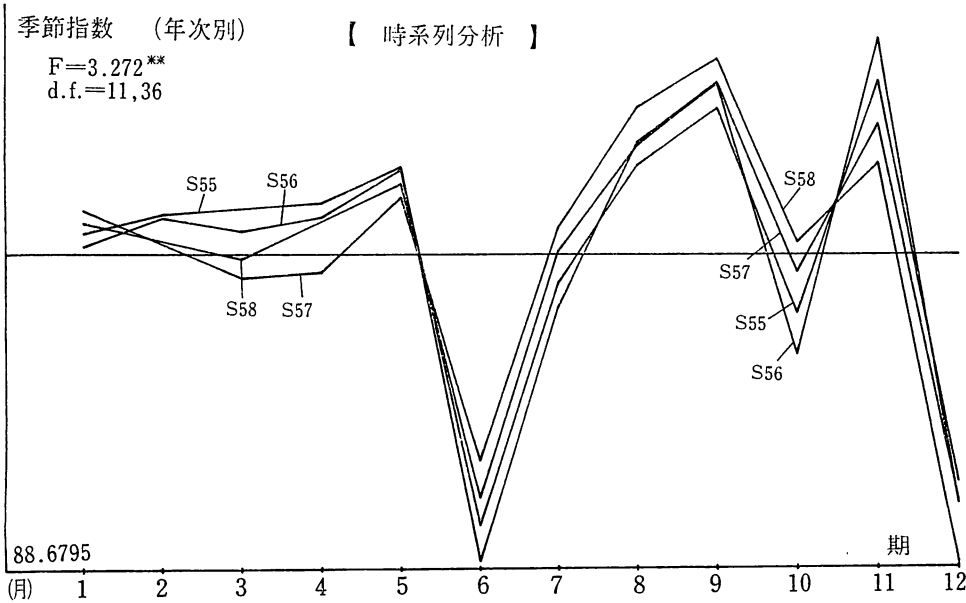
2.1 季節変動

乾・生しいたけとしめじ、えのきだけの各季節変動を抽出して示すと、第1～4図のようになる。F検定を行うと各品目とも1%水準で有意であり、統計的にも充分季節性があることが検証された。これらの季節変動にどのような相違があるかみてみよう。

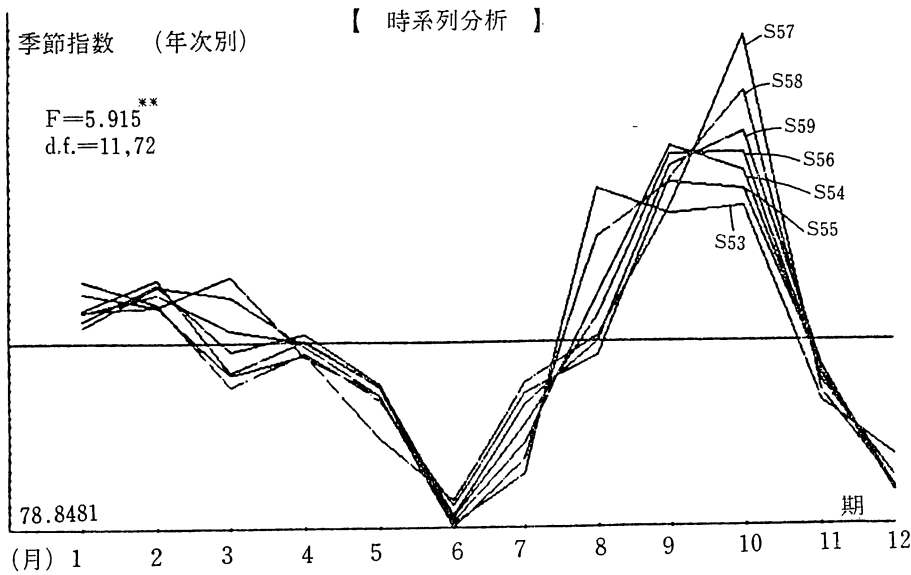
えのきだけは極めて単純明解で9月に1回だけピークがあり、しめじは7月に最高値、8月にやや下がり、9～10月に再びピークを迎える。また、生しいたけは6月に谷があり、10月頃にピークを迎えている。これに対し、乾しいたけは2～4月安定的に推移した後、5月に小さなピークを示し、6月に急激な落ち込みをみせる。以後、再び上昇し、9、11月に大きな山を迎える。前3者は、多少月ごとのばらつきはあるものの「なまもの」であるために、季節物としての需要が多く、秋にピークを迎えている。乾しいたけは、春子のなかに良質のものが多く含まれるので、上半期が比較的高い季節性を示している。また、乾しいたけは商社などの購入業者の契約時期が春子が出る3～4月、秋子が出る8～9月頃の年2回で、雨の多い6、10月は買付けを行わないのが通常で、季節変動の山とほぼ一致する。また、11月のピークは、年末の贈答用の需要増加によるとみられる。

2.2 すう勢変動

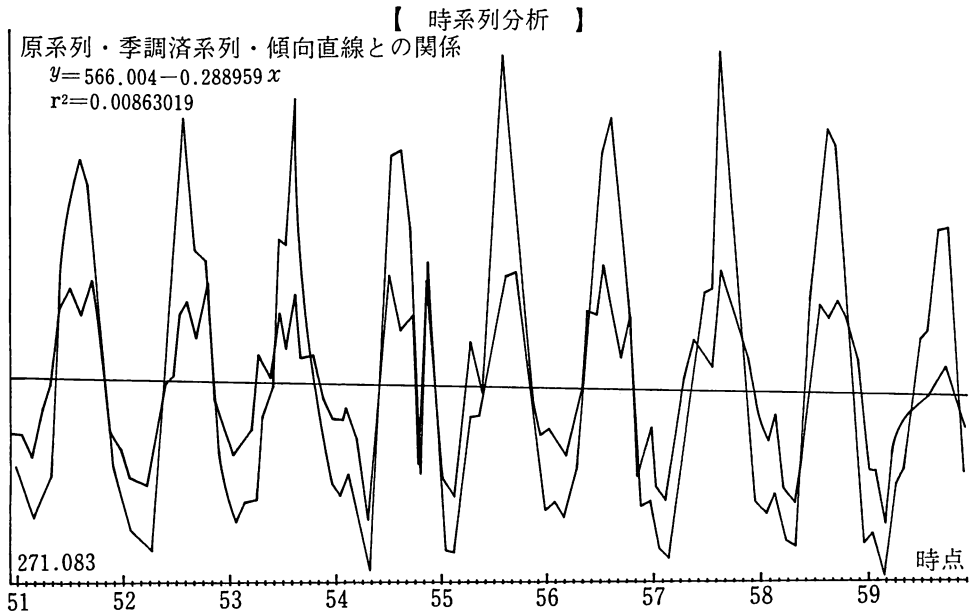
すう勢変動は時系列の長期間にわたる基本的な変動方向を示すものである。このすう勢変動をみると、しめじ、えのきだけ、生しいたけは、ほぼ横ばいで、傾向線の一次回帰式の決定係数も0.1以下で極めて低い(第5～7図)。但し、東京の生しいたけの昭和35年からのすう勢変動はかなり顕著な上昇傾向を示しており、決定係数(r^2)は0.91、回帰式の勾配は3.14である(第9図)。一方、乾しいたけは、かなり顕著な上昇傾向がみられる。傾向線の回帰式の決定係数(r^2)は0.53と他のきのこに較べるとかなり高く、傾向線の勾配も69.61とかなり大きい値を示しており、今日までかなり顕著にその需要を伸ばしてきたことを物語っている(第8図)。



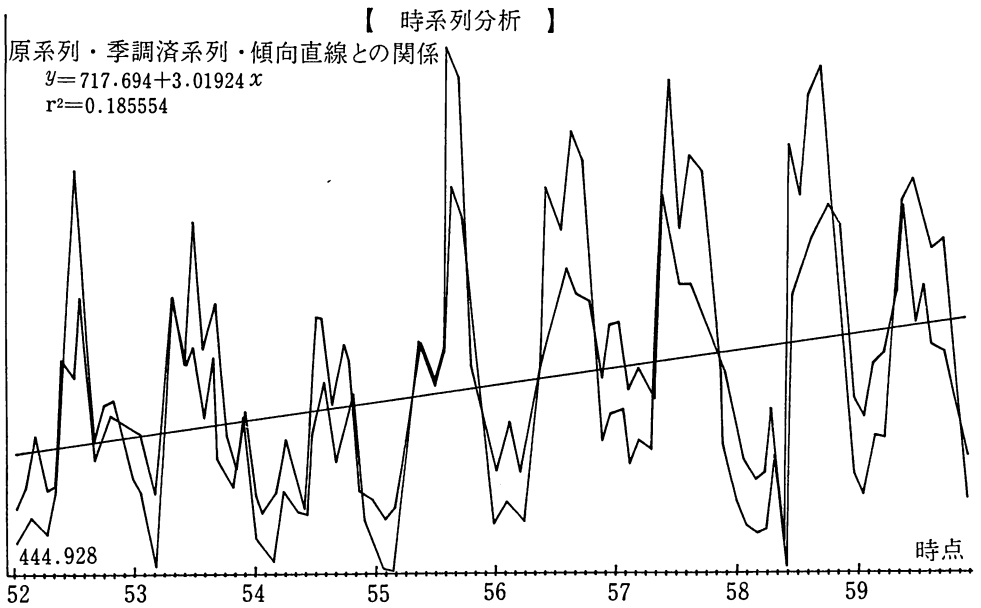
第3図 乾しいたけ (宮崎県経済連) 昭55—58



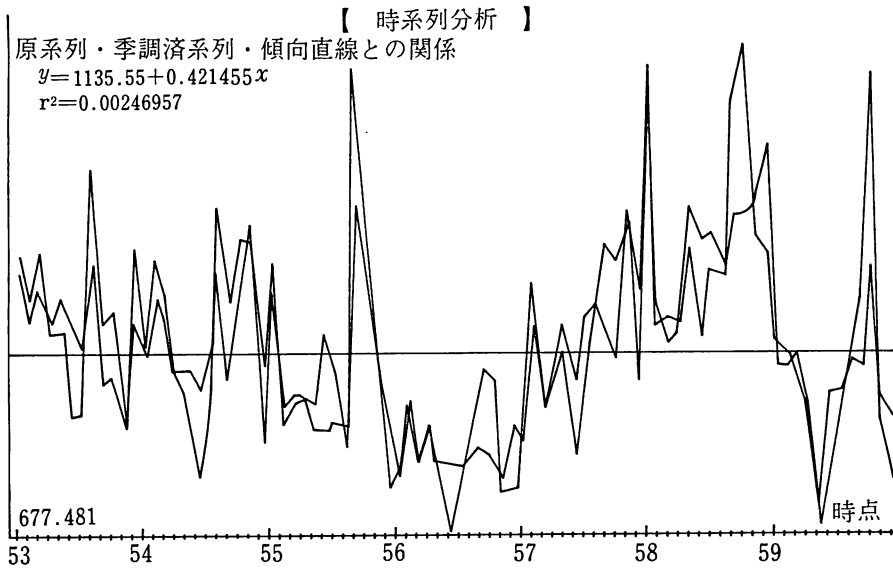
第4図 生しいたけ (宮崎県経済連) 昭53—59



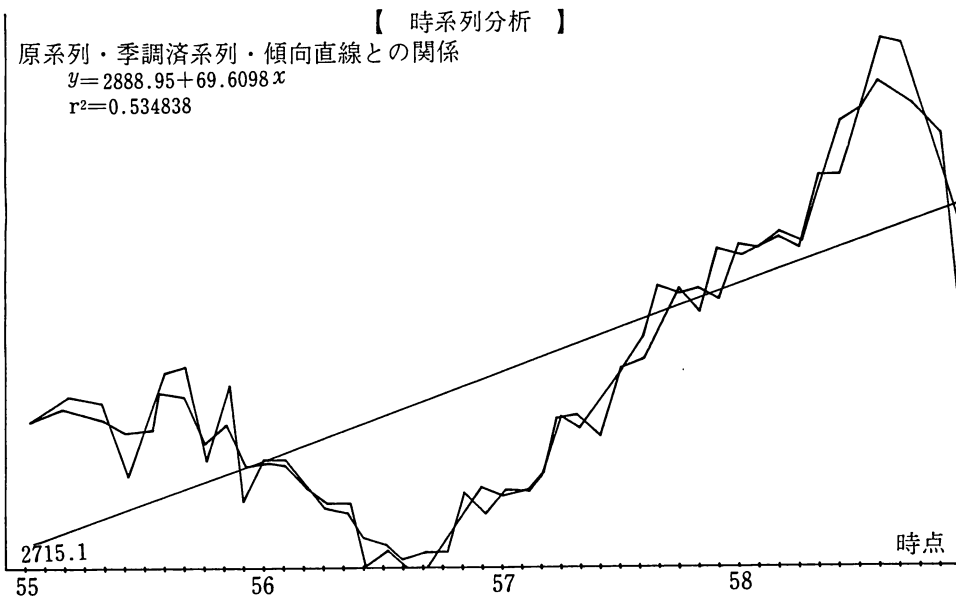
第5図 えのき(宮崎県経済連) 昭51—59



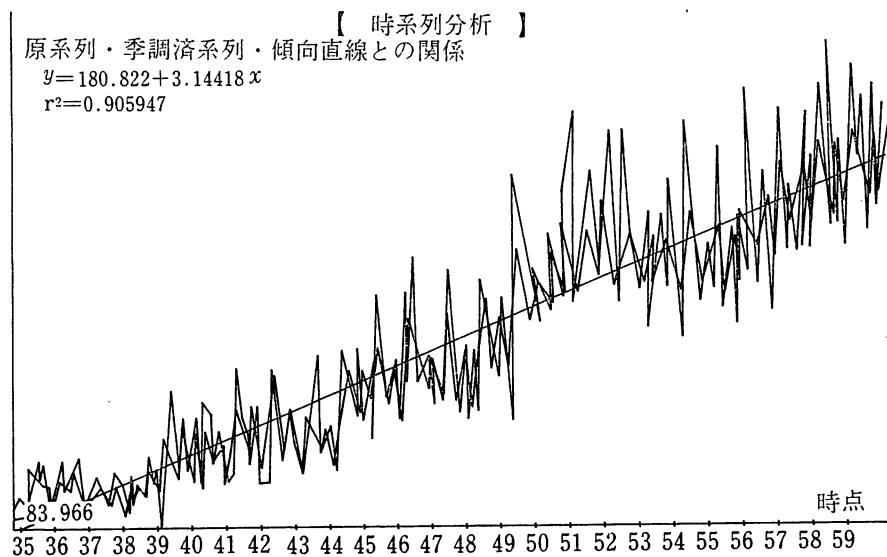
第6図 しめじ(宮崎県経済連) 昭52—59



第7図 しいたけ（宮崎県経済連）昭53—59



第8図 乾しいたけ（宮崎県経済連）昭55—58



第9図 東京・生しいたけ 昭35—59

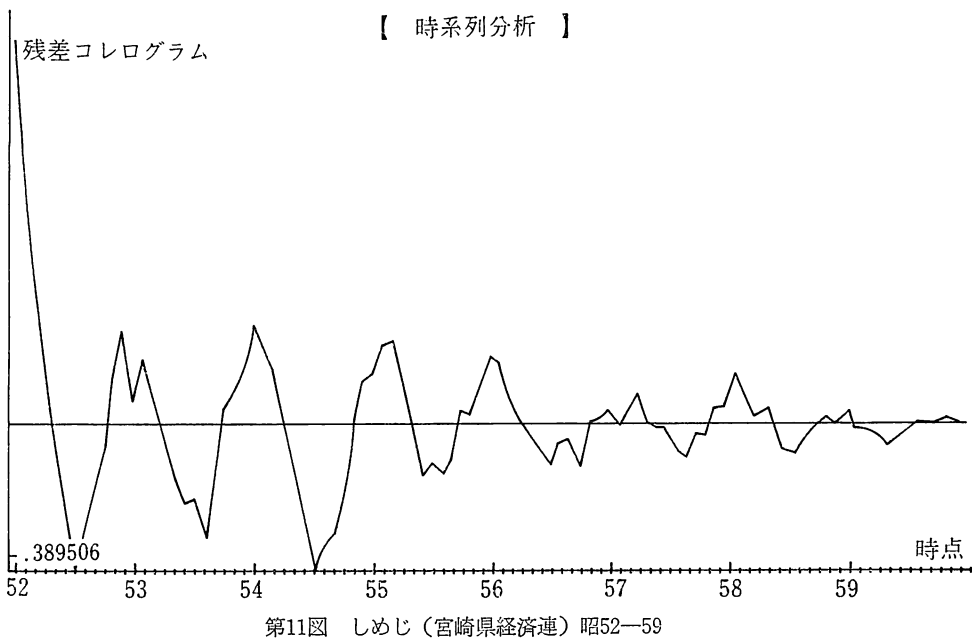
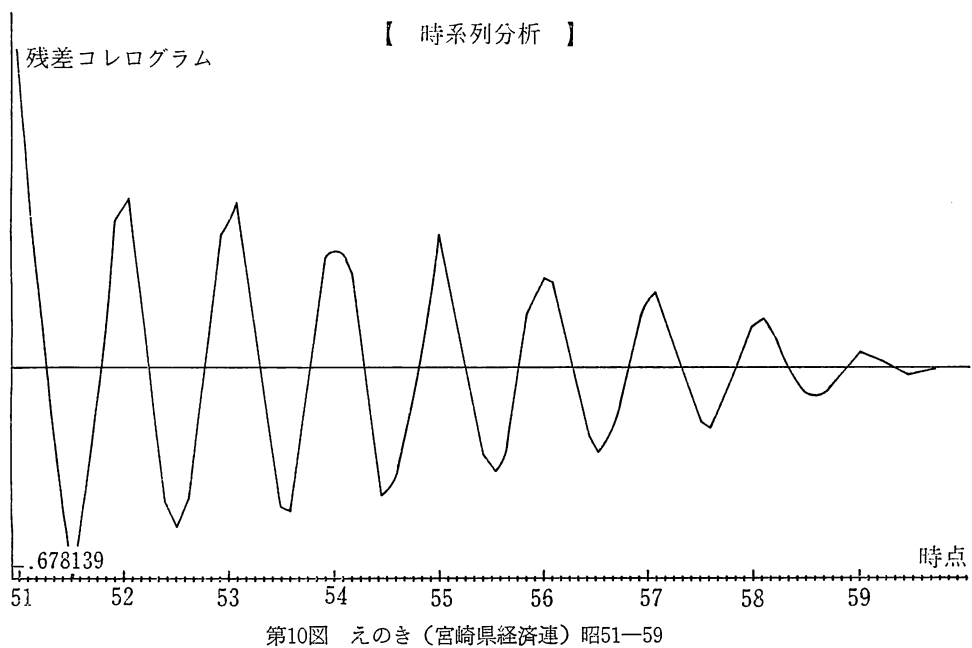
2.3 循環変動

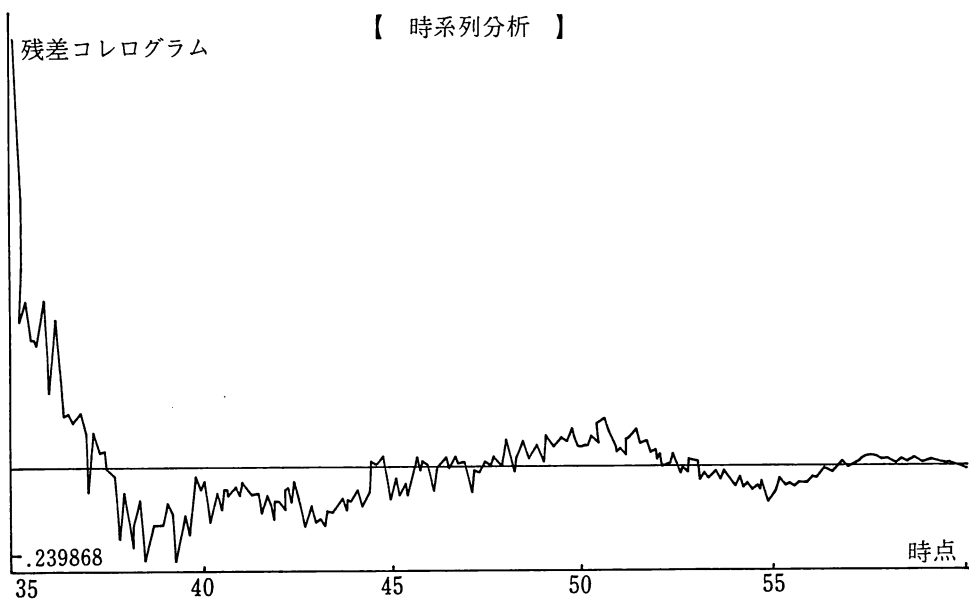
循環変動は、原系列と先にみた傾向線回帰式の推定値と残差の自己相関係数を算出して求められている。そのため、図に示すコレログラムでは、えのきだけにみられるように、原系列と比較すると山と谷が逆転して描かれることがある。したがって、ここでは各品目に周期性がみられるか、みられるとすればどの程度の期間があるかなどが検討される。先に述べたように循環変動は比較的長い周期性をもつことから、生・乾しいたけは昭和35年からのデータに基づいて算出した。

まず、えのきだけ、しめじが実にみごとに1年周期の変動を示しているのが目につく(第10, 11図)。しかしこれは、先にみた顕著な季節変動の影響をあらわしているようである。生しいたけは第12図に示すように、小刻みな変動が激しく、明白な周期性は伺えない。強いてみれば、15年位の大きな周期と5～6年の周期が合わさっているようである。

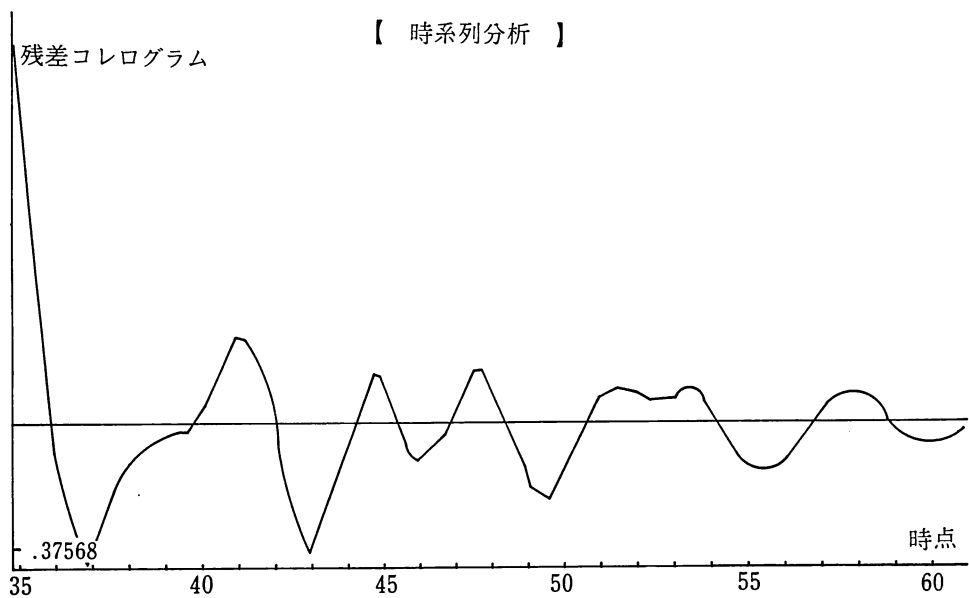
乾しいたけは3～4年の周期が伺える(第13図)。これは、一般に価格の高い翌年に伏込量が増え、価格の低い翌年には伏込量が減るといわれることと無縁ではなさそうである。

原木は伏込まれて、3年目からしいたけが出はじめ、5年間位で収穫可能である。その収穫割合は、全体を100とすると、初年度が30%, 2年目35%, 3年目20%, 4年目10%, 5年目5%といわれ、伏込んで3～4年目が最も収穫量が多い。昭和42年以降のデータによれば宮崎で伏込量が増大したのは、昭和43, 47, 52, 54, 58年である。第13図より、価格変動の谷は昭和46, 49, 52, 55, 60年であり、3～4年の変動周期が伏込量とある程度連動しているようであるが、必ずしも明瞭ではない。これは気象条件の影響をかなり受けていることが予想される。というのも、仮に伏込量が多くても、収穫時期の気象条件(主に降水量)が悪ければ、生産量は余り増加しないであろう。降水量の変動を解析することにより、しいたけ価格の循環変動特性はより明確になるものと思われる。





第12図 生しいたけ(東京)昭35—59



第13図 乾しいたけ(宮崎)昭35—60