研究論文

1117. Wavelet変換によるPWR実機の
減速材温度係数評価

勝又 陵介*, 島津 洋一郎*

*Estimation of Moderator Temperature Coefficient
of Actual PWRs using Wavelet Transform*

By Ryosuke KATSUMATA and Yoichiro SHIMAZU

Recently, an applicability of wavelet transform for estimation of moderator temperature coefficient was shown in numerical simulations. The basic concept of the wavelet transform is to eliminate noise in the measured signals. The concept is similar to that of Fourier transform method in which the analyzed reactivity component is divided by the analyzed component of relevant parameter. In order to apply the method to analyze measured data in actual PWRs, we carried out numerical simulations on the data that were more similar to actual data and proposed a method for estimation of moderator temperature coefficient using the wavelet transform. In the numerical simulations we obtained moderator temperature coefficients with the relative error of less than 4%. Based on this result we applied this method to analyze measured data in actual PWRs and the results have proved that the method is applicable for estimation of moderator temperature coefficients in the actual PWRs. It is expected that this method can reduce the required data length during the measurement. We expect to expand the applicability of this method to estimate the other reactivity coefficients with the data of short transient.

KEYWORDS : moderators, temperature coefficient, temperature dependence, wavelet transform, linear fitting method, expansion coefficients, decomposition level, reactivity coefficients

I. 緒 言

原子炉の反応度係数は炉の安全性に直接関係するパラメータであり、その評価は非常に重要である。反応度係数のひとつである減速材温度係数は、反応度変化分と減速材温度変化分の比によって求められる。PWRでは、燃料装荷後、原子炉起動時の炉物理試験時に減速材温度係数が測定され、設計値と比較することにより、原子炉の安全性や設計の妥当性が評価される。測定された温度および反応度信号には様々なノイズが含まれており、正確に減速材温度係数を評価するには、このノイズを除去することが必要である。

従来法のひとつであるフィッティング法は、測定された温度信号と反応度信号から、最小自乗法を用いてノイズ成分を除去した近似直線を定め、その傾きから減速材温度係数を求めるものである。近年になって、測定時間の短縮のために、従来法に代わってフーリエ変換法が採用されている。フーリエ変換法は、従来法に比べ少ない時系列データでノイズを効率的に除去することができる。しかし、どちらの方法も計算精度を維持するためには、ある程度の長さの時系列データが必要となる。そのため、非常に短い時系

列データからは、必ずしも正しい値を算出できるとは限らない。

一方、Wavelet変換は従来のノイズ分析法に比べ局所的なデータを分析することができ、その特性を利用して近年、各分野で応用がなされている¹⁻⁶⁾。以前の研究では、Wavelet変換の減速材温度係数評価への適用の可能性について数値シミュレーションを行い、実測データへの適用の可能性が示された⁷⁾。そこで本研究では、より詳細な数値シミュレーションを行い、PWR実機の実用的な減速材温度係数評価法を提案した。その結果、数値シミュレーションでは4%以内の誤差で減速材温度係数を算出することができた。さらにその評価法を実機のデータに適用し、従来法の一つであるフィッティング法と比較した結果、フィッティング法より少ない時系列データで同等の計算精度を得ることができた。

II. 評価法の概念

Wavelet変換についての詳細な議論は文献⁷⁾ですでに述べられているので、ここでは評価法の概念について簡単に再掲する。Wavelet変換を用いると最終的に任意の関数 $f(x)$ は、

$$f(x) \approx \sum_j \sum_k d_k^{(j)} \varphi(2^j x - k) \quad (1)$$

と表すことができる。ここで、 $\varphi(2^j x - k)$ はマザーウェーブレット関数 $\varphi(x)$ の周波数を $2^j (j < 0)$ 倍した関数であり、この j はレベルと呼ばれる。基本となるマザーウェーブ

* 北海道大学大学院工学研究科量子エネルギー工学専攻 (Dept. of Quantum Energy Eng., Graduate School of Eng., Hokkaido Univ.)

(2000年 1月22日 受理), (2001年 4月26日 再受理)

レット関数は種々提案されているが、計算の簡潔さと周波数分解能の良い点から4階スプラインBウェーブレット関数を使用した。そのマザーウェーブレット関数をFig. 1に示す。(1)式に現れる展開係数 $d_k^{(j)}$ は以下のように算出される。

$$c_k^{(0)} = \sum_i \beta_{k+2-i} f(i) \quad (2)$$

ここで、

$$\beta_k = \sqrt{3}(\sqrt{3}-2)^{|k|} \approx 0 \text{ for } |k| > 5 \quad (3)$$

であり、 $f(i)$ は $x=i$ での $f(x)$ の値である。以上の関係から展開係数 $c_k^{(j)}$ および $d_k^{(j)}$ を

$$c_k^{(j-1)} = \frac{1}{2} \sum_i g_{2k-i} c_i^{(j)} \quad (4)$$

$$d_k^{(j-1)} = \frac{1}{2} \sum_i h_{2k-i} c_i^{(j)} \quad (5)$$

のように求めることができる。ここで、 h_k と g_k はマザーウェーブレット関数 $\varphi(x)$ により決定される定数である。

温度信号と反応度信号の平衡値からの変化分 $\delta T(t)$ 、 $\delta \rho(t)$ それぞれにWavelet変換を行えば、両信号は

$$\delta T(t) = \sum_j \sum_k d_{Tk}^{(j)} \varphi(2^j t - k) \quad (6)$$

$$\delta \rho(t) = \sum_j \sum_k d_{\rho k}^{(j)} \varphi(2^j t - k) \quad (7)$$

と表すことができる。温度信号、反応度信号にノイズ成分が含まれていなければ両信号には、

$$\delta \rho(t) = \alpha \cdot \delta T(t) \quad (8)$$

という比例関係が成立する。ここで、 α は減速材温度係数である。(8)式が成立するならば、(2)式より温度信号と反応度信号から求められた展開係数 $c_{Tk}^{(0)}$ と $c_{\rho k}^{(0)}$ にも比例関係が成立する。よって、(4)、(5)式で求められた展開係数 $d_{Tk}^{(j)}$ と $d_{\rho k}^{(j)}$ にも同様の比例関係が成立する。言い換えれば、展開係数 $d_{Tk}^{(j)}$ と $d_{\rho k}^{(j)}$ には、(8)式と同様に、

$$d_{\rho k}^{(j)} = \alpha \cdot d_{Tk}^{(j)} \quad (9)$$

の比例関係が成立する。よって、減速材温度係数 α は、

$$\alpha = \frac{d_{\rho k}^{(j)}}{d_{Tk}^{(j)}} \quad (10)$$

で求めることができる。

測定されたデータがランダムノイズを含んでいる場合、ノイズ成分は各周波数成分に取り込まれる。今回想定して

いるランプ状に変化する信号成分は、周波数の小さい部分に偏在するため、低いレベルではS/N比が上がり、ノイズが除去された信号成分の特徴が現れる。このような低いレベルでは、(10)式の関係から、減速材温度係数を両信号の展開係数の比から求めることができる。

従来のWavelet解析法では、元の信号にWavelet変換を行い、ノイズ成分の少ない各周波数成分をWavelet逆変換することで再構成した信号を解析している⁶⁾。しかし、本研究のWavelet変換法は、注目する周波数成分の展開係数の比からその比例関係を求める手法であり、前述した再構成の必要はなく、Wavelet逆変換は不要である。

III. 数値シミュレーションによる 提案手法の確立

これまでの研究では、数値シミュレーションにより実測データへのWavelet変換法の適用の可能性が示されている⁷⁾。本研究では実測データを解析するための手法を提案するために、以前のシミュレーションよりも実際の測定データをより擬似した温度信号、反応度信号を作成し、数値シミュレーションを行った。PWRでの実測データの例をFig. 2に示す。シミュレーションでは温度信号は直線とし、それに $0 \sim \pm 0.1^\circ\text{C}$ までのランダムノイズ(一様乱数)を加えたもの、反応度信号は温度信号に減速材温度係数を掛け、 $0 \sim \pm 1 \text{ pcm}$ までのランダムノイズ(一様乱数)を加えたものとした。これらのノイズ幅は、実測データに含まれるノイズ幅より十分大きく、約2倍程度のノイズ幅である。また、使用した時系列データ数は $2^7=128$ 個である。

1. 展開係数の選択

Fig. 1より、マザーウェーブレット関数 $\varphi(x)$ の範囲は $0 \leq x \leq 7$ である。測定された両信号を(1)式のように展開した場合、マザーウェーブレット関数 $\varphi(2^j x - k)$ の取る範囲は、 $0 \leq 2^j x - k \leq 7$ となる。解析した時系列データは $0 \leq x \leq 128$ の範囲であるので、元のデータを再構成するために必要な各レベルの展開係数の k の範囲は $-7 \leq k \leq 2^j \times 128$ である。これより、 k の範囲はレベル j によって決定される。このように決定された範囲内にある数個の展開係数

Fig. 1 Mother wavelet function

Fig. 2 An example of actual data

のうち、どの展開係数を減速材温度係数評価の際に使用するかは、検討すべき点である。

前述したように、レベル j はマザーウェーブレット関数の周波数に関するパラメータであり、ノイズ除去の程度を判定する上で重要となる。以上のことから、減速材温度係数評価の際に決定すべき項目は、使用する展開係数 $d_k^{(j)}$ の k とレベル j の2点である。

(1) k の決定

これまでの研究では、ノイズ除去はレベル-7より低いレベルで有効となることがわかっている⁷⁾。そこで、本研究ではレベル-7からレベル-10の4つのレベルに注目して解析を行った。各レベル j で使用する展開係数 $d_k^{(j)}$ の k を決めるために、上記の4つのレベルで共通な $-7 \leq k \leq 0$ の範囲の展開係数に注目し、展開係数と算出した減速材温度係数の誤差の大きさ(絶対値)と真値からの平均的なズレ(平均誤差)および平均値のまわりのバラツキ(標準偏差)を調べた。ここで、展開係数は温度信号のものと反応度信号のものと2つがあるが、実測データではノイズ成分は反応度信号の方が大きいので、検討に際して展開係数は反応度信号のものを使用した。

はじめに、展開係数の絶対値と算出された減速材温度係数の誤差を算出した。その結果の例をFig. 3に示す。この図より、各レベルともに展開係数の絶対値が小さい場合には、算出した減速材温度係数の誤差が大きくなっていることがわかる。また、レベル-7では展開係数の絶対値の大きいものでも誤差が大きくなっている場合があり、ノイズの除去が十分ではないと考えられる。そこで、レベル-7を検討の対象からははずすこととした。

次に、残りの3つの各レベルで展開係数の絶対値の大きい順に減速材温度係数を算出し、大きい順から選択する個数を変えて、減速材温度係数の平均を算出した。以上のような方法で、ランダムノイズを変えた10ケースのシミュレーションデータから減速材温度係数を算出し、その平均誤差をFig. 4に、平均誤差の標準偏差をFig. 5に示す。Fig. 4より、誤差は小さな展開係数まで選択した場合でもそれほど大きくなってはいない。これは過大評価したものと過小評価したものが打ち消しあっていることが原因であ

る。Fig. 5の標準偏差では、選択した展開係数の個数が6個以上になると、その標準偏差が急激に増加していることがわかる。これは、Fig. 3で示したように、展開係数の絶対値が小さいもので誤差が大きくなったものが含まれた結果を示している。そこで、反応度信号の絶対値の大きい展開係数を5個まで選択し、その平均を各レベルでの減速材温度係数の値とした。

(2) レベル j の決定

次にレベル j の決定である。各レベルで上記のように展開係数を選択し、算出した減速材温度係数の平均誤差とその標準偏差をFig. 6に示す。これより、誤差はそれほどレベルには依存していないが、その標準偏差が小さい場合

Fig. 4 Average of error vs. number of expansion coefficients from the largest (Average of 10 cases)

Fig. 5 Standard deviation of error vs. number of expansion coefficients from the largest (Average of 10 cases)

Fig. 3 Absolute error vs. absolute values of expansion coefficients

Fig. 6 Average of error and the standard deviation vs. decomposition levels

の方が誤差は小さくなっている。そこで、標準偏差の小さいレベルを選択することとし、標準偏差の小さい2つのレベルの平均を最終的な減速材温度係数の値とした。

以上のような方法で k と j を決定し、使用する展開係数 $d_k^{(j)}$ を選択して減速材温度係数を算出した10ケースの結果の最大誤差をTable 1に示す。これより数値シミュレーションでは4%以内の誤差で減速材温度係数を算出することができた。

2. バイアスの検討

今まで解析したシミュレーションデータは、温度信号、反応度信号ともに平衡状態からの偏差データになっており、各変化分のみを表していた。そのため信号をそのままWavelet変換すれば、算出された展開係数は変化分のみを表しているの、それより減速材温度係数を求めることができた。しかし実機のデータでは、バイアスを持ち平衡状態から始まっていないデータもあるので、そのデータをそのままWavelet変換しても変化分を求めたことにはならない。つまり、Wavelet変換を行う前に測定されたデータを変化分だけのデータに変える必要がある。そのため、バイアス分を測定されたデータから取り除く必要がある。

まず、バイアスと評価誤差の関係を調べるために、温度信号にはバイアスを加えず、反応度信号にのみバイアスを加えて減速材温度係数を算出した。その結果をFig. 7に示す。これより、評価誤差はバイアスに対して非常に敏感であることがわかる。つまり、両信号の比例関係がずれないようにバイアスを正確に評価して除去することが非常に重要になる。

バイアス評価精度が、減速材温度係数評価に与える影響を調べるために、温度信号に1℃、反応度信号に5pcmのバイアスを加えたデータを作成した。バイアスを評価するには様々な方法が考えられるが、本研究では以下の3つの

ケースを試みた。

- (1) データの最初の値
- (2) 最初から5個のデータの平均値
- (3) 全データの平均値

以上のケースで、これまでと同様の数値シミュレーションを行い、その結果をTable 2に示す。(1)、(2)のケースでは、ノイズの影響で正確にバイアスを評価できず、バイアスを引いた後に両信号間の比例関係にズレが生じて誤差が大きくなってしまった。しかし、(3)のケースでは、多くの値の平均を取ることによってノイズ成分がキャンセルされてバイアスを正確に評価することができたことにより、妥当な結果が得られたと考えられる。この理由は以下のような考察から理解できる。

測定された信号 $T(t)$ 、 $\rho(t)$ は、変化分だけの信号 $\delta T(t)$ 、 $\delta \rho(t)$ と各信号のバイアス a_T 、 a_ρ を用いて、

$$T(t) = \delta T(t) + a_T \quad (11)$$

$$\rho(t) = \delta \rho(t) + a_\rho \quad (12)$$

と表すことができ、全データの平均は、

$$\bar{T} = \delta \bar{T} + a_T \quad (13)$$

$$\bar{\rho} = \delta \bar{\rho} + a_\rho \quad (14)$$

と表される。温度信号、反応度信号にノイズ成分が含まれていなければ、両信号には(8)式の関係が成立しているの、その平均にも、

$$\delta \bar{\rho} = \alpha \cdot \delta \bar{T} \quad (15)$$

という関係が成立する。測定された信号から全データの平均を引いたものはWavelet変換を行って、

$$T(t) - \bar{T} = \sum_j \sum_k d_{Tk}^{(j)} \varphi(2^j t - k) \quad (16)$$

$$\rho(t) - \bar{\rho} = \sum_j \sum_k d_{\rho k}^{(j)} \varphi(2^j t - k) \quad (17)$$

と表すことができる。(12)、(14)式より、

Fig. 7 Effect of bias

Table 1 Comparison of MTC's calculated by using proposed procedure with expected values

	Expected (pcm/°C)	Calculated (pcm/°C)	Error (%)
Case 1	-2.00	-1.92	3.95
Case 2	-4.00	-3.88	2.93
Case 3	-6.00	-5.90	1.62

Table 2 Errors calculated MTC's with bias selection method

	Expected (pcm/°C)	(1) First value (%)	(2) Average of five values (%)	(3) Average of all the data (%)
Case 1	-2.00	28.50	26.50	3.50
Case 2	-4.00	6.50	13.25	2.25
Case 3	-6.00	4.17	8.83	1.33
Average of error	—	13.06	16.19	2.36

$$\rho(t) - \bar{\rho} = \delta\rho(t) - \bar{\delta\rho} \quad (18)$$

となり, (8), (15)式の比例関係および(11), (13)式を用いれば,

$$\delta\rho(t) - \bar{\delta\rho} = \alpha(\delta T(t) - \bar{\delta T}) = \alpha(T(t) - \bar{T}) \quad (19)$$

となる。よって, 最終的には,

$$\rho(t) - \bar{\rho} = \alpha(T(t) - \bar{T}) \quad (20)$$

の関係が成立し, 減速材温度係数 α は第II章で論じたように, 両信号の展開係数の比

$$\alpha = \frac{d_{pk}^{(j)}}{d_{Tl}^{(j)}} \quad (21)$$

で求めることができる。

このように, ノイズ成分が含まれていない場合には, バイアスを全データの平均値とすることで減速材温度係数を算出することができる。以上の考察から, 前述の数値シミュレーションの結果は, ノイズおよびバイアスを含んだ場合でも, 多くのデータの平均を取ることで, 妥当なバイアスが評価できたことを示している。よって, この方法を実機データの評価に適用することとした。

IV. 実機データの分析結果および考察

今までの数値シミュレーションで提案された減速材温度係数評価法をまとめると,

- (1) 測定された各信号の平均値を各データから引いて変化分みのデータにする。
- (2) 両信号それぞれに Wavelet 変換を行い, 展開係数を算出する。
- (3) レベル-8 からレベル-10 で, それぞれ絶対値の大きい 5 個の展開係数を選択する。
- (4) 選択された展開係数 $d_k^{(j)}$ の比を算出し, その標準偏差を求める。
- (5) 標準偏差の小さい 2 つのレベルの値を平均する。

というものである。この方法で, 28 ケースの実機のデータについて減速材温度係数を算出し, 前述した従来法のひとつであるフィッティング法と比較を行った。フィッティング法では約 500 個の時系列データから減速材温度係数を求めており, Wavelet 変換法ではその 500 個のデータの任意の位置から 128 個のデータを 3 ヶ所 (500 個のデータの前半部, 中間部, 後半部) で取り出し, その平均を Wavelet 変換法の値とした。これは, 128 個のデータから求めた Wavelet 変換法の値が 500 個のデータの局所的な値でしかないために, フィッティング法と比較する上で 500 個のデータの平均的な値を求めるために行ったものである。その結果を Fig. 8 に示す。フィッティング法との誤差の平均は $0.04 \times 10^{-5} (dk/k)/^{\circ}C$ であり, 誤差の標準偏差は $0.2 \times 10^{-5} (dk/k)/^{\circ}C$ となった。この結果は, フーリエ変換法とフィッティング法との比較と同等である⁹⁾。この結果から, フィッティング法より少ないデータ数で, 同等の評価精度を得ることができたといえる。

Fig. 8 Comparison of MTC's calculated by using Wavelet transform procedure with those by using the linear fitting procedure

Fig. 9 Effect of reactivity noise

これまで解析してきた実機のデータは温度信号に含まれるノイズ成分は非常に小さく, 反応度信号に含まれるノイズ成分は大きなものとなっている。これは数値シミュレーションでのノイズ成分よりも十分に小さいと考えられるが, もしそれよりも大きなノイズ成分を持てれば当然, 算出した減速材温度係数の精度も悪くなることが予想される。このような場合に計算精度を上げるには, 解析する時系列データ数を増やすことが有効である。Fig. 9 は温度信号にこれまでの数値シミュレーションと同様のランダムノイズを加え, その反応度信号に様々な大きさのランダムノイズを加えた場合のノイズ成分の大きさと算出した減速材温度係数の誤差を異なったデータ数で解析した場合の計算精度を示している。この図からわかるように, ノイズ成分が大きいほどその誤差も大きくなっている。また, 解析するデータ数を増やせば, 計算精度も良くなっていることがわかる。つまり, 測定したデータが数値シミュレーションで仮定したノイズ成分よりも大きなノイズ成分を持った場合でも, 解析するデータ数を増やすことで, その計算精度を維持することができる。

V. 結 論

今回の研究では, Wavelet 変換による PWR 実機の減速材温度係数評価法を数値シミュレーションに基づいて提案し, 4 % 以内の計算精度で減速材温度係数を評価することができた。さらに, 本手法を実測データに適用し, 従来法

の一つであるフィッティング法と比較したところ、従来法の半分以下のデータ数で同等の計算精度を得ることができた。

このように、本 Wavelet 変換法は、従来の減速材温度係数評価法に必要なデータ数よりも少ないデータから効率的に減速材温度係数を評価できる手法である。この特性を生かして、短い時系列データから、ある比例関係を持つ2つの信号の比例係数を、両信号のノイズ成分を除去した展開係数の比から求められることがわかった。今後はこの Wavelet 変換法を応用して、今回対象とした時間よりもさらに短い時間に起こる過渡変化データから他の反応度係数を評価したい。

本報作成にあたって、PWRの実機データを提供していただいた国内のPWR電力会社のご協力に深く感謝いたします。

— 参 考 文 献 —

- 1) N. Ohtani, *Wavelet Analysis for Sub-Criticality Monitoring*, PNC TN 9410, 97~011, (1997).
- 2) N. Z. Cho, C. J. Park, "Wavelet theory for solution of neutron diffusion equation", *Nucl. Sci. Eng.*, 124 (3), 417~430 (1996).
- 3) J. M. Lina, B. Goulard, "Use of wavelet transform for signal denoising of nuclear power plant," *Proc. Annu. Conf. Nucl. Soc.*, Vol.17, No.1, 299~311 (1996).
- 4) C. J. Park, N. Z. Cho, "Wavelet transform decomposition and denoising reactor monitoring," *Trans. Am. Nucl. Soc.*, 76, 345~347 (1997).
- 5) M. Antonopoulos-Domis, T. Tambouratzis, "System identification during a transient via wavelet multiresolution analysis followed by spectral techniques," *Ann. Nucl. Energy*, 25 (7), 465~480 (1998).
- 6) 陳 鋼珠, 他, ウェーブレット解析の渦電流探傷法への適用, 火力原子力発電, 49 (12), 1698~1706 (1998).
- 7) Y. Shimazu, "A feasibility study on Wavelet transform for reactivity coefficient estimation," *J. Nucl. Sci. Technol.*, 37 (12), 1009~1014 (2000).
- 8) Y. Shimazu, "A new method of estimation for moderator temperature coefficient using Fourier transform," *J. Nucl. Sci. Technol.*, 32 (7), 622~628 (1995).
- 9) Y. Shimazu, "A feasibility study on the application of wavelet transform for reactivity coefficient evaluation," *Preprints 1999 Fall Mtg. of At. Energy Soc. Jpn.*, H27, (1999), [in Japanese].
- 10) Y. Shimazu, R. Katsumata, "Estimation of moderator temperature coefficient using Wavelet transform," *Proc. PHYSOR 2000*, Pittsburgh, U.S.A., p.4503 (2000).
- 11) 榊原 進, ウェーブレットビギナーズガイド, 東京電機大出版, (1995).

☆原子炉炉心計算法の高度化の現状と展望☆

「原子炉炉心計算法の高度化」研究専門委員会報告書

2001年7月発行

A4判258頁, 会員価格 4,000円(定価 5,000円), 送料・税別

◎ご希望の方は学会事務局へ。(FAX 03-3581-6128, E-mail: atom@aesj.or.jp)

原子炉炉心核熱計算は、この10年間でめざましい発展を遂げ、設計計算法としてもその成果の一部が取り入れられているが、軽水炉、高速炉、ガス炉の設計では必ずしも最新の高度計算法が用いられているとは限らず、さらに炉心間での統一は図られていない。各炉型に用いられている既存の解析手法間の比較検討、さらにモンテカルロ法と決定論的手法の相互比較、炉心計算の並列演算とベクトル演算の検討を通して、今後の研究課題を明らかにすることを目的とし、計算機利用の現状と将来、原子炉炉心計算法の現状と高度化、将来型原子炉の炉心特性と解析について報告し、これらを基に炉物理の今後の展望について述べる。

目 次

1. まえがき	4.2 低減速軽水炉および水冷却高速炉
2. 計算機利用の現状と将来	4.3 実用化戦略調査研究
3. 原子炉炉心計算法の現状と高度化	5. 今後の展望
3.1 核データと共鳴群定数	5.1 大学におけるニーズと今後の展望
3.2 CCCP法とCharacteristics法	5.2 研究機関におけるニーズと今後の展望
3.3 モンテカルロ法	5.3 電力産業におけるニーズと今後の展望
3.4 近代ノード法の進展	5.4 原子力メーカーにおけるニーズと今後の展望
3.5 原子炉動特性解析	5.5 ニーズと今後の展望のまとめ及び提言
4. 将来型原子炉の炉心特性と解析	6. あとがき
4.1 加速器駆動未臨界炉	