

## ニューラルネットワーク手法導入のための パッケージフローモデルとその応用

石黒 美佐子\*, 丸繁 卓彦\*, 松岡 浩\*\*

\* 茨城大学 \*\* 科学技術庁

様々なタイプのシステムの動特性解析のための新しいシミュレーション手法“パッケージフローモデル(PFM)”が提案された。システム全体は、エネルギーや質量など何らかの“実体”が流れていくシステムとして理解でき、システムの過渡変化はその流れの変動に対応している。システムの各物理ステージは1, 2個のPFMに置換えられモデル化される。一方、PFM自身は1つの人工ニューロンとして表現できるので、その動特性解析は対応する学習付きニューラルネットワークの計算に置換えられる。PFMは原子炉システムの動的振舞いを直感的に解析することによって動機づけられ、既にこれに成功した。ここでは、PFMを紹介すると共にセントラルヒーティングの熱の流れ解析にも適用し、本手法の概念を分かり易いものにする。

### Package Flow Model and Its Applications for Neural Network Approach

Misako ISHIGURO\*, Takuhiko MARUSHIGE\*, and Hiroshi MATSUOKA\*\*

\* Ibaraki University \*\* Science and Technology Agency

A new simulation approach “Package Flow Model” (PFM) applicable to the dynamic analyses of various systems was proposed. There, a total system is regarded as a flow system of some entity such like energy, mass, and so on, and the transient phenomena will be understood through the change of the entity flow, where a physical stage of the system can be modeled by one or two PFMs. Meanwhile, the PFM itself can be represented as an artificial neuron and then the dynamic process of a system can be calculated through the corresponding neural network with a learning function. PFM is motivated by an intuitive simulation of the dynamic behavior of a nuclear reactor system and it has been successful. Here we introduce the PFM method and show the application to a usual heat flow analysis of a central heating system, in order to help to understand the concept of PFM.

#### 1. はじめに

従来から、熱水力シミュレーション等においては、「システム全体を多数のノードに分割し、各ノードで質量や運動量の保存を表す偏微分(差分)方程式を立て、さらに様々なタイプのパラメータを含む実験式を導入し、それらを組み合わせで解く」という方法で多大な成果を挙げてきた。この方法の欠点は、計算モデルが複雑過ぎるためシステム挙動の因果関係をモデルを介して直感

的に把握できなくなっていることである。ここでは、システムの動的挙動を直感的に考察でき、学習能力を持つ新しい手法としてパッケージフローモデル(Package Flow Model, PFM) [3]が提案された。

PFMシミュレーションモデルは、特に応答の“時間遅れ”に着目し、現実のプロセスを直接考察する代わりに、原理的に同じ時間遅れを生じる簡単な別のメカニズムに置換え、これを考察する。

多くのシステムは質量やエネルギーなど何らかの“実体”が流れていくシステムとして理解できる。この場合、システムの過渡変化はその流れの変動に対応している。システム全体の流れは、通常、いくつかの物理ステージに区分でき、各ステージが数個の PFM に置換えられる。各々の PFM は、パッケージの落下密度関数と仮想流れの流速、の2つのパラメータに支配される1つのビジュアルメカニズムで表示される。その分野の専門家ならその“fuzzy”イメージを経験的に描くことができる。

一方、PFM による計算は学習付きのパーセプトロン型ニューラルネットワークによる計算と等価となるので[3]、全体システムは、結局、PFM ネットワークで表現され、その動特性解析は、回帰型ニューラルネットワークに置換えられて計算される。

PFM 法は、原子炉システムの動的振舞いを直感的に解析することによって動機づけられ、既にこれに成功している[3]。PFM のセントラルヒーティングの熱の流れ解析への適用方法を示し、手法を理解しやすいものにしていく。

## 2. パッケージフローモデルの概念

質量、エネルギー、熱のように保存則に支配されるある実体粒子の流れシステムを取上げよう。

Fig.1 に示すような仮想流れのある真っ直ぐな管を考える。①注目している実体粒子がある与えられた“収集率”で集まり、②一定数  $N$  のパッケージに均等に配分される。③それがあるパターンの分布“落下密度関数”  $w(x)$  で管内の仮想流れに落とされる。④落下パッケージは仮想流れに乗って管の出口に向かって漂流していく。

ここで仮想流れとは、実際の流れでもよいし、単なる時間の流れでもよい。以下を仮定する。

(1)仮想流れの流速  $v(\tau)$  は、管内では同一であるが、落下時間  $\tau$  によって変化してもよい。

(2)流れが  $x$  からある不変な  $\Delta x$  を進むごとに、 $N$  個のパッケージは分布  $w(x)$  に従って流れに落とされる。このとき時間間隔は  $\Delta\tau = \Delta x / v(\tau)$ 。

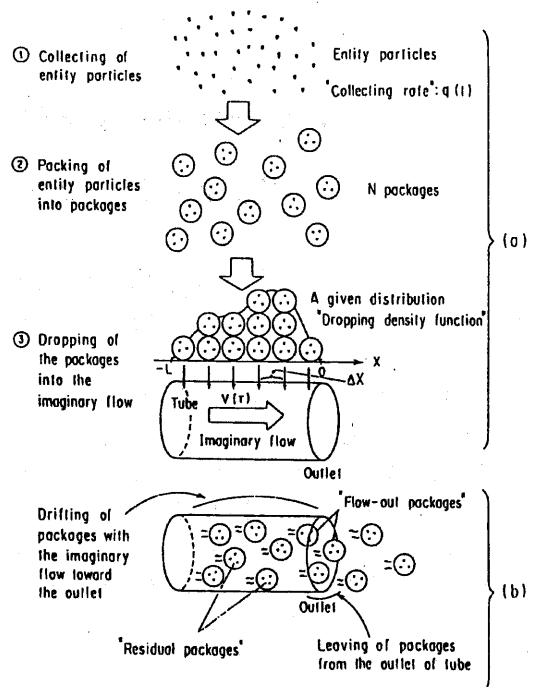


Fig.1 Concept of Package Flow Model

(3)パッケージに含まれる粒子の数は時間によって変わってよい。

システム全体の流れは、いくつかの物理ステージに区分できる。シミュレーションモデルは現実のシステム特性のうち応答の時間遅れに注目し、ステージごとに実体粒子の次の量を計算する。

**収集率  $q(t)$**  : 単位当りに集まる粒子の量

**流出率  $f(t)$**  : 単位時間当り粒子が管の出口から流出し次のステージに渡る量(フラックスに対応)

**残留量  $R(t)$**  : 管に残る粒子の量 (エンタルピーに対応)

Fig.2 には過去から現在に至る漂流パッケージの位置を示す。流出率は管の出口で過去から現在までの間に収集されたパッケージの総和をとることによって得られる。これは、一種の畳込み積分と見なすことができよう。時刻  $t_c$  における流出率は次式によって計算される。

$$f(t_c) = \sum_{m=0}^{\infty} w_m q(t_{c-m}) \Delta\tau(t_{c-m}) / \Delta\tau(t_c) \\ = \sum_{m=0}^{\infty} w_m q(t_{c-m}) v(t_c) / v(t_{c-m}) \quad (1)$$

$w_m = w(\tau_{c-m})$  で、現時刻  $t_c$  で流出するパッケージ

ジのうち  $m$  ステップ前の  $t_{c-m}$  に落下したものの比率 (重み) を表す。  $q(t_{c-m})$  は収集率で、落下した  $N$  個のパッケージに含まれる粒子の数 (エネルギー量) とも言う。同じく、残留量は

$$R(t_c) = \sum_{m=0}^r w'_m q(t_{c-m}) v(t_c) / v(t_{c-m}) \quad (2)$$

$w'_m$  は  $w(x)$  の累積密度関数  $F(x)$  から得られる。

Fig.2 から、落下密度関数  $w(x)$  は事象発生後次のステージにそのエネルギーが伝達するまでの時間遅れの分布であると理解できる。時間遅れがない場合には右端にピークがある  $\delta$ -関数となる。

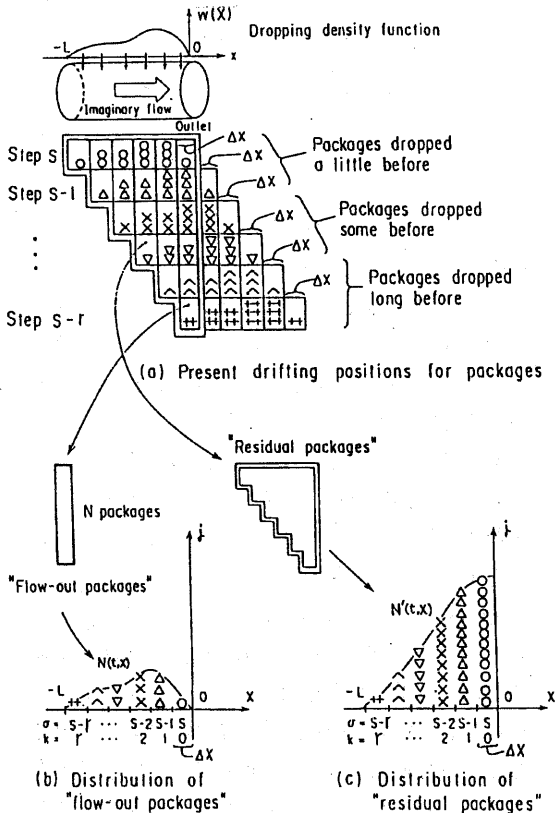


Fig.2 Distribution of flow-out packages

### 3. ニューラルネットワーク表現

Fig.3 の下方に示す1つの線形ニューロンを考えよう。入力を  $q(\tau_{c-m})/v(\tau_{c-m})$  とおき、  $w_m$  を  $m$  番目の入力の重みと考えれば、式(1)の計算は線形ニューロンの出力と等価である[3]。

したがって、システムが複数 PFM からなるネットワークで表現されていれば、PFM の計算は、

過去のデータを次々に食って前に進むフィードフォワード型の回帰型ニューラルネットワークの計算で置換えられる[2]。

さて、ニューラルネットワークの重みは、“時間遅れ分布”に対応しており、物理的な法則や工学的な性質から決まる。その分野の専門家であればラフなグラフを描くのは容易なことであろう。これを内挿して  $w(x)$  を得る。

重み  $w_m, m=1,2,\dots,r$  を実験値や別の計算コードからの結果を教師データとして学習させ精度を上げることができる。このとき、教師データには多かれ少なかれエラーが含まれるものである。教師データにエラーがあるときの学習について、目的関数の定義の方法、どの程度目的関数を小さくすべきか、局所ミニマムの可能性、などの観点から論じ、1つのアルゴリズムを提案した[2]。

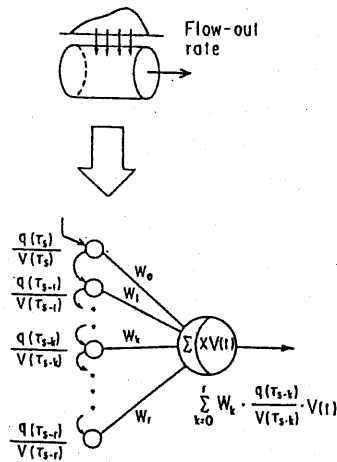


Fig.3 Artificial neuron corresponding to a PFM

## 4. 応用事例

### 4.1 給湯システムへの応用[4]

現象理解の容易さから、解析は Fig.4 で示すセントラルヒーティングシステムの点線内で示すような給湯システムから始める。このシステムは

- (1)時々給湯を行う。
- (2)給湯で失った湯と同量の水がタンクに補給される。
- (3)タンクの湯の温度制御を行い一定範囲に保つ。
- (4)タンク、給湯パイプからの熱の漏れを考慮する。

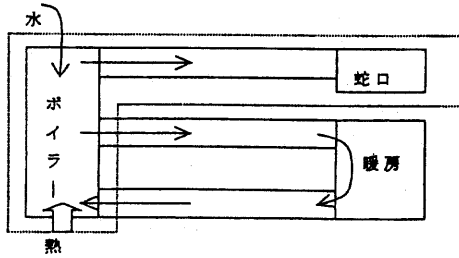


Fig.4 Central heating system

タンクの湯の温度  $T_b(t)$  は通常の熱の収支式から、ボイラーによる加熱、給湯パイプへの湯の流出、水の補給、タンクから外界への熱の漏れなどを考慮して求める。

給湯パイプ部分には PFM を適用する。Fig.5 で示すように、給湯パイプへの熱の流入用の PFM<sub>1</sub> とパイプから外界への熱の漏れ用の PFM<sub>2</sub> の2つを用意する。両者の流出率から以下のように蛇口の湯の温度（パイプ出口温度）を計算する。

まず、熱の流入に対する“収集率”は、給湯パイプに流入する熱エネルギーにあたる。タンク出口から給湯量  $W(t)$  だけ湯が流入するとして、湯の温度  $T_b(t)$  から熱量を計算する：

$$q_1(t_n) = \rho C_p W(t_n) (T_b(t_n) - 273.15). \quad (3)$$

$\rho, C_p$  は湯の密度と定圧比熱を示す。漏れに関する“収集率”は、パイプに流入する熱エネルギーのうち、パイプの表面から漏れる量に当る。漏れ係数  $k_1$  を使って1次元熱伝導から

$$q_2(t_n) = k_1 (T_b(t_n) * s - T_{ex}). \quad (4)$$

ここで  $s (=0.997)$  はパイプ出口での 0.3% の温度低下を考慮した調整値、 $T_{ex}$  は外界の温度を表す。

$q_1$  と PFM<sub>1</sub> の落下関数を使って式(1)から熱の流入に対応した“流出率”  $f_1$  が計算できる。漏れに対応した流出率  $f_2$  も同様に計算する。 $f_1$  は蛇口から流出する熱量フラックスに当る。 $f_2$  はそのマイナス効果を表す。蛇口での湯の温度は：

$$T_w(t_n) = (f_1 - f_2) / (\rho C_p W(t_n)). \quad (5)$$

この場合 PFM における“仮想流れの流速”は、現実の給湯パイプ内での湯の流速となる。これは給湯量によって決まる値である。

“落下密度関数”の形は、主流が出口に達するまでのステップ数 ( $r^*$ ) から直感的に考えて Fig.5

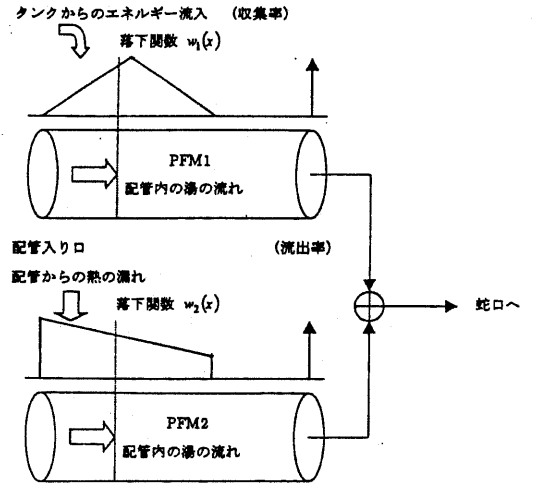


Fig.5 Dropping density functions

のように定める。熱の流入に対する PFM<sub>1</sub> では主流をピークとした山型で、これは、ある時点で流入した熱は、主流が到達するまでの時間に前後してそれより早いもの（右側）、遅いもの（左側）と広がりをもって伝達するというを意味する。流体力学では対流拡散と呼ばれるものである。主流より右側（点線より右側）が現実のパイプに対応し、左側は仮想的に追加した部分である。この計算では  $r = 28$ 、 $r^* = 19$  である。漏れに関する PFM<sub>2</sub> の落下関数はフラットな分布とする。

Fig.6 には一定量の給湯が絶えず行われているという条件での蛇口の湯の温度を計算した結果を示す。過去から時刻0までは同じ条件での差分法の計算結果、それ以降が PFM によるものである。計算結果は 0.3% の誤差で一致する。流出率（式(1)）の計算には、過去のタイムステップでの  $q(t_{c-m})$  と  $\tau(t_{c-m})$  の値が必要となるが差分法での計算結果を初期値として与えている。

給湯停止時には、給湯が行われる最初のステップまでを1つの  $\Delta\tau$  とし、 $\Delta x / \Delta\tau$  から流速を求める。PFM の定義では仮想流れが  $\Delta x$  進む毎に流出率等の計算を行う。従って、タンクの温度計算を除いて、熱の流れの計算をスキップする。通常のタイムステップを  $n_i$  で数え、一定の時間刻み  $\Delta\tau_0$  を与える。これとは別の PFM に固有なステ

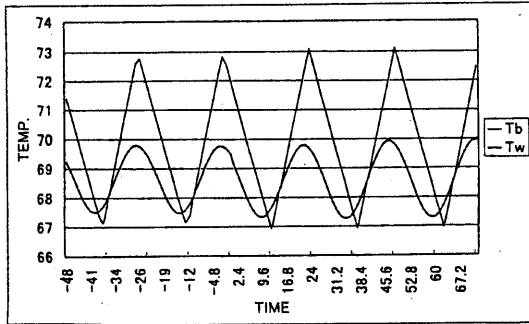


Fig.6 Computing results for a constant water

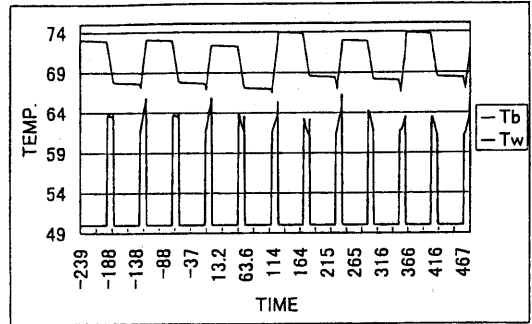


Fig.7 Computing results for water supply on/off

ッテを  $n$  で数え可変な時間刻み  $\Delta t_i$  と考える。

Fig.7には同じく12秒給湯, 48秒停止したときの計算結果を示す。給水時の湯の温度  $T_w$  は、停止時は図の見易さから  $50^\circ\text{C}$  に設定されている。時刻0までは同じ条件での差分法の計算結果を示すが、図で見るとおり差分法とPFMの計算結果はよく一致している。

#### 4.2 原子炉システムの熱流動解析への応用

原子炉システムの全体の動特性シミュレーションとして、加圧水型原子炉(PWR)が100%出力で定常運転中に、突然、正、または負の反応度が加わったときの過渡変化の計算を行った[3]。反応度とは、実効増倍係数  $K_{eff} = 1$  を臨界状態としたときの  $K_{eff}$  の増減比を言う。

原子炉システムは“エネルギー”という実体が核分裂によって生成され、原子炉炉心中の燃料から原子炉中に流れる冷却剤に移行し、それが冷却剤の循環ループを回って蒸気発生器に到達しそこで多くの熱を失い、再び原子炉にもどる。

この一連のエネルギーの輸送過程は、核分裂エネルギーの発生、燃料中で熱エネルギーの輸送、原子炉中での熱輸送、冷却ループ中の熱輸送の4つの物

理ステージに区分できる。各ステージの物理現象は、核分裂、熱伝導、熱伝達、物質移動などその機構が全く異なるものであるが、システムとしての時間遅れに注目するPFMでは、全てのステージを同じメカニズムのPFMで記述することができる。ここでは、原子炉システムは、Fig.8で示

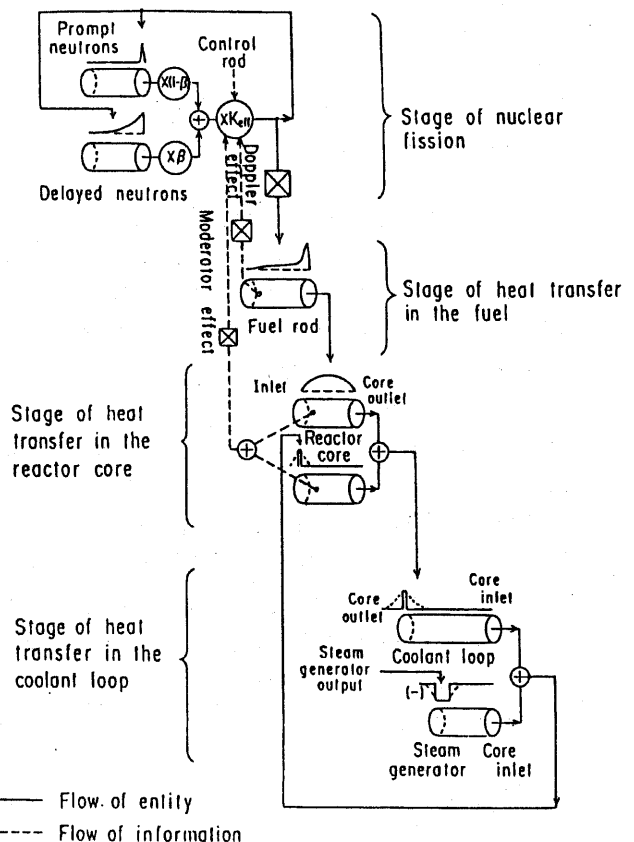


Fig.8 PFM's network for PWR nuclear reactor system

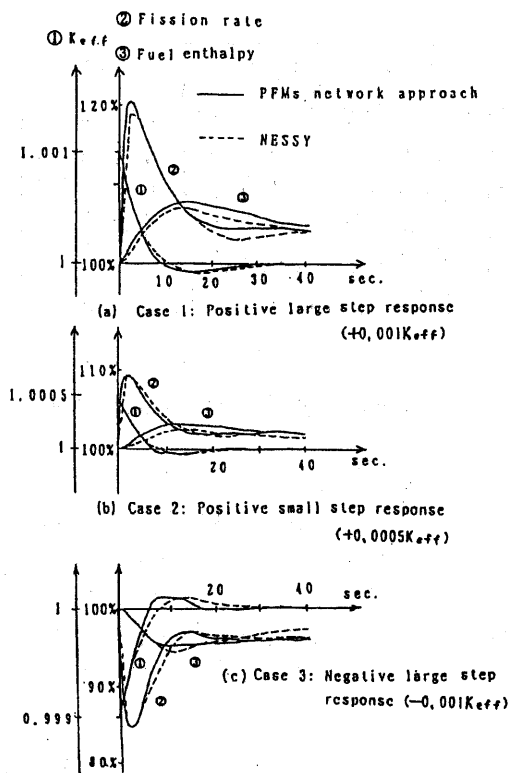


Fig.9 Case study simulation for nuclear reactor system dynamics

すように7つのPFMで構成されたネットワークでモデル化されている。各PFMの上に描かれているのは、落下密度関数である。先行するPFMの流出率（出力）に基づく計算値が後続のPFMの収集率（入力）となる。これらはニューラルネットワークに置き換えて計算される。

シミュレーションは、 $+0.001 K_{eff}$ 、 $+0.0005 K_{eff}$ 、 $-0.001 K_{eff}$ の3ケースについて行われ、①実効増倍係数  $K_{eff}$ 、②核分裂率、③燃料エンタルピーの過渡変化が計算された。計算結果はFig.9で示される。図で見るとおり、これらの結果は、日本原子力研究所で開発された原子力船シミュレータ；NESSYでの計算結果（点線で示される）とよく一致している。

## 5. 終わりに

(1)様々なタイプのシステムの動特性を直感的に理解するための新しいシミュレーションモデル

として“パッケージフローモデル”(PFM)を提示し、その概念を述べた。

(2)PFMまたは複数のPFMの表現としてニューラルネットワークを導入し、システムの動特性解析は対応するニューラルネットワークの計算に置き換えて行えることを示した。PFMを1つのニューロンに対応させ、PFMの落下密度関数からニューラルネットワークの重みを決める。この意味においてPFMでは落下密度関数の形が最も重要なパラメータである。関数の形は学習によって改善することができる。

(3)PFMをセントラルヒーティングの熱の流れ解析に適用し、本手法の適用方法を分かり易く説明した。すなわち、PFMの重要なパラメータである落下密度関数、仮想流れの速度、収集率、流出率などの意味するところを明らかにした。

(4)原子炉システムの動的性解析に適用するためのPFMネットワークと各PFMの落下関数の形を示した。計算結果が従来手法での結果と比較することで矛盾のないことを確認した。

(5)PFMは畳込み積分に基づいた計算なので、システム制御等いろいろな応用分野が期待できる。

## 参考文献

- [1] Baldi, P. and Hornik, K.: Learning in Neural Networks; A Survey, IEEE Trans. Neural Networks, Vol.6, No.4, p.837-858 (1995).
- [2] Ishiguro, M. and Matsuoka, H.: A Learning Algorithm with an Error Range Applied to a Neural Network Incorporated in the Package Flow Model, Proc. of SCI'97/ISAS'97, Vol.3, Caracas, Venezuela, July 7-11, 1997.
- [3] Matsuoka, H. and Ishiguro, M.: Package Flow Models by Neural Network Representation for Understanding the Dynamic Behavior of Nuclear Reactor Systems, J. of Nuclear Science and Technology, Vol.33, No.1, p.26-33 (1996).
- [4] 丸繁, 石黒, 坪井: パッケージフローモデルによる熱流動解析のためのオブジェクト指向プログラミング, 情報処理学会春の大会 (1998).