

パッケージフローモデル:直感的な学習付き シミュレーションモデルとその応用

石黒 美佐子[†] 丸 繁 卓 彦^{††}
松 岡 浩^{†††} 城 道 介[†]

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シミュレーション手法としてパッケージフローモデル (Package Flow Model; PFM) を提案した。現実のシステムにおける物理プロセスを直接考察する代わりに、原理的にそのプロセスと同じ応答の“時間遅れ”を生じる別の簡単でビジュアルなメカニズム (PFM) を想定し、全体システムを複数の PFM の組合せで構成する。PFM を支配する 2 つのモデルパラメータは、その分野の専門家なら直感や経験によって概略推定が可能である。このうち落下密度関数は、PFM を 1 つの線形ニューロンと見なすことによって学習により改善できる。ここでは、PFM を身近な給湯システムの熱の流れ解析に適用し、本手法の有効性を示すと共に、可変流速や流速停止を含む系への新たな取り扱い方法についても示す。

Package Flow Model: An Intuitive Simulation Model with Learnability, and Its Application

MISAKO ISHIGURO,[†] TAKUHIKO MARUSHIGE,^{††}
HIROSHI MATSUOKA^{†††} and MICHISUKE JO[†]

A new simulation approach with learnability, "Package Flow Model (PFM)" has been proposed, which enables us to intuitively understand the dynamic behavior of various systems. The model does not directly consider the physical process of a given actual system, but will replace it to a simple visual mechanism (PFM) which is equivalent only in a view point of "time delay" of the system-response. A total system is modeled by a combination of several PFM's. Two kinds of model parameters which govern the PFM mechanism can be roughly estimated by the relevant experts' intuition or experiences. Particularly, the dropping density function can be improved by learning, considered with the PFM as a linear neuron. Here the PFM is applied to the heat flow analysis of a usual hot-water supply system to show the effectiveness of PFM, and a new treatment for variable velocity and zero-velocity systems is presented.

1. はじめに

熱水力シミュレーションについては、従来から、「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て解く」という方法¹⁾が用いられてきた。このような方法は、システムを近似的に

模擬するという意味で多大な成果をあげてきたが、例えば、シミュレーションの結果と実験結果に食い違いが生じた場合、モデルが複雑過ぎるためその改善方策の見通しを立てるのが困難な場合が多い。この原因は、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。シミュレーションの目的は、模擬と同時にそのシステムを支配するメカニズムを理解することでもある。筆者らは、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)^{2), 3)}を提案した。

PFM では、現実のシステムの物理特性のうち、特に、応答の“時間遅れ”に着目する。そして、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別の簡単でビジュアルなメカニズムを想

[†] 茨城大学工学部システム工学科

Department of Systems Engineering, Faculty of Engineering, Ibaraki University

^{††} 茨城大学大学院理工学研究科システム工学専攻

Major of Systems Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Ibaraki University

^{†††} 日本原子力研究所

Japan Atomic Energy Research Institute

表1 従来手法との比較
Table 1 Comparison with a conventional method

項目	PFM	従来手法
着目対象	プロセスの応答時間の遅れ	プロセスの状態(圧力, 温度等)の時間変化
計算方法	時系列データの重み付き加算(畳込み積分)	偏微分方程式を差分法や有限要素法で離散化後, 線形または非線形方程式を解く.
モデリング	PFM ネットワーク(大まか)	スタガードメッシュ法や要素分割法(精密)
システムの捉え方	全体論的(Wholism)	要素還元論的(Reductionism)
特徴	<p>“流出率”や“残留量”がニューロンの出力に対応することから, システム全体をニューラルネットワークと解釈し, 簡単な学習アルゴリズムで学習機能を実現.</p> <p>学習後の新しい“重み”の値は, 改良された“落下密度関数”を与えるので, その物理的意味の解釈も容易.</p> <p>専門家の知識と直感を積極的に利用しつつ, 大局的にシステムの動的挙動を推測する AI 的アプローチであり, “考えるためのシミュレーション手法”として概念設計に利用可能.</p>	<p>偏微分方程式で微視的に与えられた物理法則をもとにそれを積み上げて全体システムの動的挙動を推測するアプローチであり, “忠実に模擬するためのシミュレーション手法”として詳細分析等に利用可能.</p>

定し, これを考察する. PFM の採用により, システムの“状態パラメータ”(熱量, 温度, 圧力等の計算結果)の時間変化をその挙動を支配するメカニズムを直感的にイメージしながら考察することが可能になる.

プロセスの動的挙動を簡単なメカニズムに置き換えるという意味で, 従来手法の例としてシステムダイナミックス法⁴⁾があるが, PFM では, 具体的に想定されるメカニズムが状態パラメータの時間変化率ではなく応答の“時間遅れ”に着目している点で異なる.

PFM のモデルパラメータの1つである落下密度関数は物理的な法則や工学的な性質から決まるものであり, 専門家の知識や経験を利用すれば, 関数の概形は想像できるものである. このような意味において, PFM は, 専門家の知識や経験を積極的に活かす手段を提供している. また, 学習機能を持つシミュレーションモデルであることも大きな特長である.

多くのシステムは, 例えば, 熱, エネルギー, 質量のような保存則を満たす何らかの“実体粒子”が流れていくシステムと理解することができる. “PFM メカニズム”とは, 「実体粒子がある“収集率”(粒子数/秒)で集められ, 一定数のパッケージに等配分されて, プロセスの“時間遅れ”に関する分布パターン(“落下密度関数”)に従って流れの中に落とされる. 実体粒子を含むパッケージは“流れの速さ”に応じて下流へ向かって漂流していく」という運動の繰り返しをいう.

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, 各ステージは1,2個のPFMで置き換えられる. 個々のPFMでは, “落下密度関数”(重み値)と“流れの速さ”をモデルパラメータ, 過去の“収集率”の時系列を入力として, 粒子の“流出率”と“残

留量”を出力する(図1). 物理量としては, 収集率や流出率はフラックスに, 残留量はエンタルピーに関係している. 多くの場合, システムの重要な“状態パラメータ”はこの流出率と残留量から導くことができる.

また, 収集率は, 前ステージのPFMからの出力量に基づいている. 従って, システム全体をPFMのネットワークに置き換えることによって状態パラメータの変動を計算できると共に, そのメカニズムをパッケージの流れという形で直感的に把握することが可能になる. 落下密度関数は現実の解析において正確に与えられることは少ないが, その分野の専門家であればある程度推定可能である. この落下密度関数の最適化手段としてニューラルネットワークの学習機能を採用する.

PFM は原子炉システムの動的振る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²⁾. そのときは, 原子炉定常運転時に少量の反応度が投入されたときの過渡変化を計算したが, 個々のPFMの流速には変化がない系として取り扱った. 本論文では, PFM を身近な給湯システムの熱の流れ解析に応用することを試みた.

ここでは, 給湯停止や給湯量の変化を取り扱うために, ゼロ流速や可変流速を含む系へのPFMの新たな適用方法を確立することが必要となる.

なお, 従来の方法では, 熱伝導方程式⁵⁾を差分法や有限要素法で離散化して解を得てきた. この事例では, 従来からの差分法による解が, シミュレーション結果の妥当性を検証するために, および“落下密度関数”学習時の教師データとして使用される. PFM の概要については, 次章で述べるが, 従来の方法との違いを表1に取りまとめた.

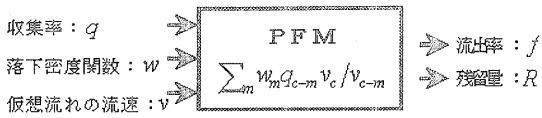


図1 PFMによる計算
Fig. 1 Calculation by PFM

2. PFM の概念と特徴

2.1 シミュレーションモデル

図2に示したような仮想流れのある水平なパイプを考える。

ある時刻 τ において注目している実体粒子がある与えられた収集率 $q(\tau)$ で集まり、一定数 N のパッケージに均等に配分される。それがあるパターンの分布“落下密度関数” $w(x)$ でパイプ内の仮想流れに一齐に落とされる。落下パッケージは仮想流れに乗って出口に向かって漂流していく。

ここで、落下密度関数の右方に落ちたパッケージは直ぐに出口に到達するが、左方に落ちたものはかなり遅れて到達すると考える。以下を仮定する。

- (1) 流れが x からある不変な Δx 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 $\Delta\tau = \Delta x / v(\tau)$ 。したがって $v(\tau)$ が可変なら $\Delta\tau$ も可変となる。
- (2) 同じ時刻に落ちたパッケージは同数の粒子を含む。
- (3) 仮想流れの流速 $v(\tau)$ は、パイプ内では同一であるが、落下時刻 τ によって変化しても良い。

落下したパッケージは図3に示すように、1タイムステップごとに Δx だけ出口に近づく。したがって、ごく最近落下したパッケージは、落下密度関数の右側部分、つまり時間遅れが少ないものが現在出口に到達している。それより前に落下したものは、密度関数の中央部分、つまり、主流の部分が現在出口に到達している。さらに以前に落下したものは、密度関数の左側部分、つまり、時間遅れが大きいものが出口に到達している。

2.2 シミュレーションフェーズ

今まさに、パイプの出口から出て行こうとしているパッケージに注目し、これらの中の粒子の量を合計すれば、その瞬間における粒子の“流出率”を求めることができる。すなわち、時刻 τ_c における流出率は次式によって計算される。

$$f(\tau_c) = \sum_{m=0}^{\tau} w_m q(\tau_{c-m}) \Delta\tau(\tau_{c-m}) / \Delta\tau(\tau_c)$$

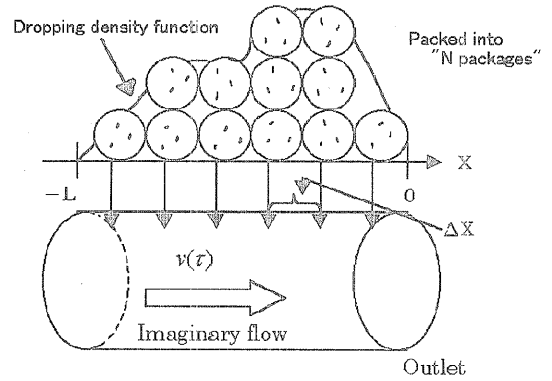


図2 パッケージフローモデルの概念
Fig. 2 Concept of package flow model

$$= \sum_{m=0}^{\tau} w_m \{q(\tau_{c-m}) / v(\tau_{c-m})\} \cdot v(\tau_c) \quad (1)$$

ここで $w_m = w(\tau_{c-m})$ で、時刻 τ_c で流出するパッケージのうち m ステップ前 τ_{c-m} に落下したものの比率(重み)を表す。重み w_m 、 $m = 0, 1, 2, \dots, \tau$ は、落下密度関数 $w(x)$ をファジィ推論²⁾や線形補間によって離散化したものである。

流速が変化しなければ $v(\tau_c) = v(\tau_{c-m})$ とおくことにより、(1)式は過去の時系列データ(収集率)の重みつき加算という簡単な式に書ける。

また、まだ出口に到達していない漂流中のパッケージの中の粒子の量を合計すればこの瞬間における“残留量”を求めることができる。残留量は

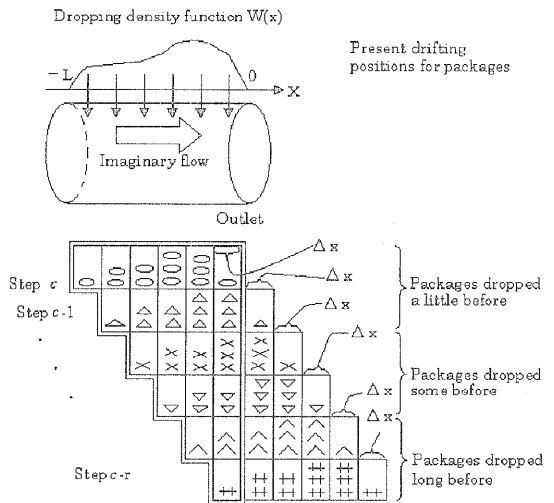


図3 流出パッケージの現在の位置分布
Fig. 3 Present position of the flowed-out packages

$$R(\tau_c) = \sum_{m=0}^r w'_m q(\tau_{c-m}) \Delta\tau(\tau_{c-m}). \quad (2)$$

w'_m は $w(x)$ の累積密度関数を規格化すると得られる。(1), (2) 式は一種の畳込み積分と見なすことができる³⁾。

落下密度関数は、事象発生時の入力パルス（収集率）が、流れに運ばれて次のステージに達し、出力パルス（流出率）が発生するまでの時間遅れの分布であると解釈できる。

落下密度関数の事例を図4に示す。最も単純なものは図4(a)に示すように、入力パルスが時間遅れなく出力パルスとなる場合で、右端に重みが集中する δ -関数となる。図4(b)に示すのは、入力パルスがそのままの形で一定の時間遅れで出力する場合で、左端に重みが集中する δ -関数となる。このときの遅れ時間は $r\Delta\tau$ と見積られる。図4(c)に示すのは、本稿で取扱う学習前の落下密度関数で、一定の時間遅れ（右側がゼロ）と共に対流拡散を伴う時間遅れを表現する。

流出率の計算式（(1)式）の意味をわかり易く説明するために、図5に、過去に落下したパッケージの現時刻 t_c における位置と、今まさに出口から流出しようとしているパッケージの重みを示す。落下密度関数 $w(x)$ は図4(c)で示した拡散付きの時間遅れのある分布とし、刻み数 $r = 28$ 、ピーク位置 $r^* = 19$ と設定している。ここで q_{c-m} は時刻 t_{c-m} に落下したパッケージの収集率を表す。図から、落下密度関数に変化がなければ、 m ステップ前の t_{c-m} に落下したパッケージのうち、現時刻 t_c で出口に達したものの比率は w_m となっていることがわかる。

パッケージはある程度時間が経過しないと（ここでは10ステップ後）出口には届かない。主流が出口に達したとき（19ステップ後）その重みは最大となる。さらに時間が経過すると（28ステップ以後）パッケージは全て流出し現時刻での流出率に関与しない。現時刻に流出するパッケージの量は過去 r ステップ前から現在に到るパッケージの重み付き加算によって求められる。

この間で流速が異なるときは、時刻 t_{c-m} で落下したパッケージが時間刻み Δt_{c-m} の間に収集される熱量は $q_{c-m} \Delta t_{c-m}$ 、それを現時間刻み Δt_c で割り重み w_m を掛けると、 t_{c-m} に落下したパッケージの現時刻での流出率 $w_m q_{c-m} \Delta t_{c-m} / \Delta t_c$ が得られる。結局、流出率は、時刻 $t_c, t_{c-1}, \dots, t_{c-r}$ の間に落下したパッケージの重み付き加算によって(1)式のように計算できる。

全体システムのシミュレーション計算は、システム

の各物理ステージを模擬するPFMの出力を適当に組み合わせて実行される。注目している物理ステージの流出率（出力）は、次のステージに渡るエネルギーフラックスと考えれば、次のステージにおいては収集率（入力）となり得るものである。必要に応じて出力を入力側へフィードバックさせたり、途中で非線型要素を乗じたりしても計算自体は容易に実行可能なのでいろいろな数量関係を有するシステムのシミュレーションを行うことができる。

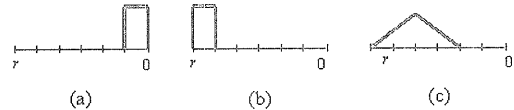


図4 落下密度関数の事例
Fig. 4 Examples of dropping density function

2.3 学習フェーズ

時刻 τ_c における(1)式の流出率の計算式は、入力を $a_{cm} = q(\tau_{c-m})/v(\tau_{c-m})$ とおき、 w_m を m 番目の入力の“重み”と考えれば、出力は線形ニューロンの計算結果に $v(\tau_c)$ を乗じたものと等価である。これは、図6で示すように、1つのPFMが人工線形ニューロンの計算に対応することを意味する。(2)式についても同様のことが言える。

したがって、考察しているシステムがPFMのネットワークで表現されていれば、回帰型ニューラルネットワークに置き換えられる⁶⁾。これに適切な学習アルゴリズムを適用すれば、教師となる“状態パラメータ”の変化を出力できるようにPFMの“落下密度関数”を調整することができる。

なお、学習によって得られた落下密度関数は、教師データが実測値であれば、現実のシステムにおける物理プロセスの“時間遅れ”を推定したことになり、また、教師データが設計上の理想値であれば、そのような時間遅れを生じるようなシステムを設計する上での指針が得られたことになる。

2.4 PFMの学習付きアルゴリズム

システムの動的振舞いを、一旦PFMネットワークで表現できれば、ニューラルネットワーク手法の導入が可能となる。ニューロンの出力は

$$S_c(W) = (a_{c0}w_0 + a_{c1}w_1 + \dots + a_{cr}w_r)v(\tau_c). \quad (3)$$

ここで、重みベクトル $W = (w_0, w_1, \dots, w_r)^T$ には次の制限をおく。

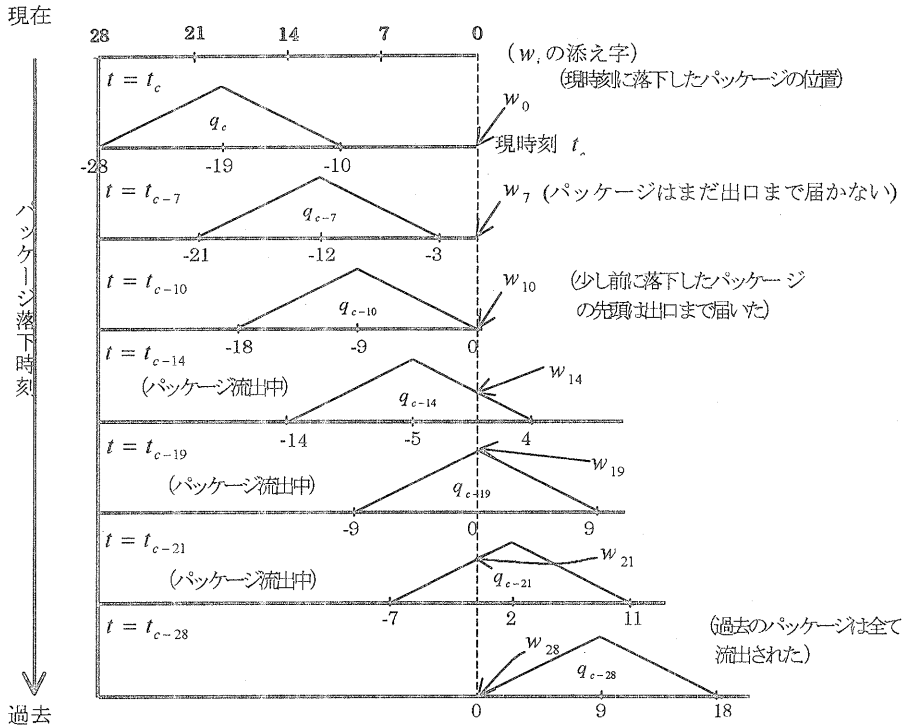


図5 過去に落下したパッケージの現在の位置と重み

Fig. 5 Packages' position and their weights dropped in the past

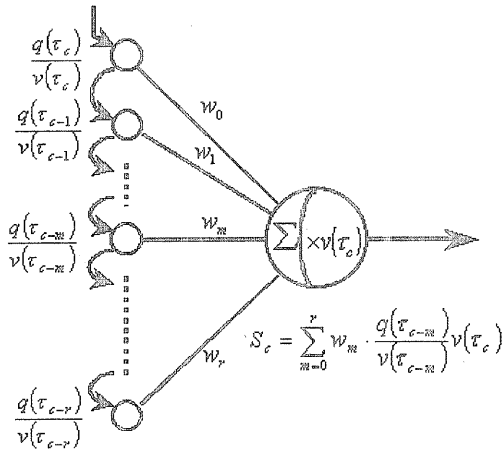


図6 PFMに対応する人工ニューロン

Fig. 6 Linear neuron corresponding to a single PFM

$$\sum_{m=0}^r w_m = 1, w_m \geq 0, m = 0, 1, \dots, r. \quad (4)$$

実験値や別の計算コードの結果を教師データとして重みを学習させることができる。しかし、教師データ $D(\tau_c)$ は、必ずしもニューロンの出力 $S_c(W)$ に直接対応して与えられるものではないので、一般性を持たせるため、何らかの変換 g (非線型でもよい) が施さ

れた後に与えられるものとする:

$$g(S_c(W)) \approx D(\tau_c). \quad (5)$$

ここで、もし、教師データに誤差 "e" が含まれているとする。このときの学習では、比較した時刻におけるシミュレーション出力と教師データの差の2乗平均を

$$E(W) = (1/p) \sum_{c=1}^p \{g(S_c(W)) - D(\tau_c)\}^2 \quad (6)$$

とおいて

$$E(W) \leq e^2 \quad (7)$$

を満たす W を見つければ良い。ここで p は教師データの数で、教師データ $D(\tau_c)$, $c = 1, 2, \dots, p$ は時系列データとして与えられる。

(4), (7) 式を満たす重みベクトルを次の反復式によって求める。

$$w_m^{(i+1)} = (w_m^{(i)} + \epsilon_m) / (1 + \epsilon), \quad (8)$$

$$\epsilon = \sum_{m=0}^r \epsilon_m, 0 < |\epsilon| \ll 1. \quad (9)$$

ここで i は学習回数を表し、 ϵ_m は、最急降下法で誤差関数が最小になる方向を定め⁶⁾、微少値 $\theta > 0$ (ここでは $10^{-4} \sim 10^{-3}$) を乗じて得る:

$$\epsilon'_m = -\theta \left[\frac{\sum_{c=1}^p \frac{S_c(W^{(i)}) - d_c a_{cm} - S_c(W^{(i)})}{\delta_c}}{\delta_c} \right],$$

$$d_c = g^{-1}(D(\tau_c)). \tag{10}$$

ここで、 $\delta_c = e / |(dg/dS)_{S=S_c(W)}|$ は $S_c(W)$ が許容できる誤差の大きさを表す。

実際の手順は S1~S4 を $E(W) \leq e^2$ となるまで繰り返す。

S1: (10) 式による ϵ'_m の計算

S2: $w^{(i)} + \epsilon'_m \geq 0$ なら $\epsilon_m = \epsilon'_m$,
それ以外では $\epsilon_m = -w_m$.

S3: $\epsilon = \sum_m \epsilon_m$ を計算し,
 $w_m^{(i+1)} = (w_m^{(i)} + \epsilon_m) / (1 + \epsilon)$.

S4: $E(W^{(i+1)})$ の計算

上記の学習アルゴリズムが局所解に陥ることなく、1つの連結した解集合に収束することについても次の手順で示した⁶⁾：

- (1) $E(W^{(i+1)}) \leq E(W^{(i)})$ を証明する。
- (2) 解集合を取り巻く $(r+1)$ 次元の集合を考える。

$$U(W^{(i)}) = \{ (w_0, w_1, \dots, w_r) \mid$$

$$0 \leq w_m \leq 1, m = 0, 1, \dots, r,$$

$$\sum_m w_m = 1,$$

$$E(w_0, w_1, \dots, w_r) \leq E(W^{(i)}) \}.$$

(11)

$U(W^{(i)})$ は凸型の単一の超多面体を成し、

$$U(W^{(i+1)}) \subseteq U(W^{(i)})$$

- (3) $U(W^{(i)})$ は凸型であるから外点を通ることなく解の1つに近づく。ゆえに、局所解に陥ることはない。
- (4) 解集合は多くのメンバー（解）を持ち得る。

3. 流速可変・ゼロ流速問題への応用

3.1 PFM による給湯システムの解析

筆者らは、図7で示すセントラルヒーティングシステムの熱の流れ解析を、図8で示す PFM ネットワークでモデル化することを試み、従来手法と比較して妥当な計算結果が得られることを示した⁷⁾。本論文では、可変流速とゼロ流速の取扱い事例を提示するために、図7の点線内で示す給湯システムを解析対象とし、そのシミュレーションの内容を明らかにする。

給湯システムは

- (1) 時々給湯を行う。給湯量は変えられる。
- (2) 給湯で失った湯と同量の水がボイラー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。

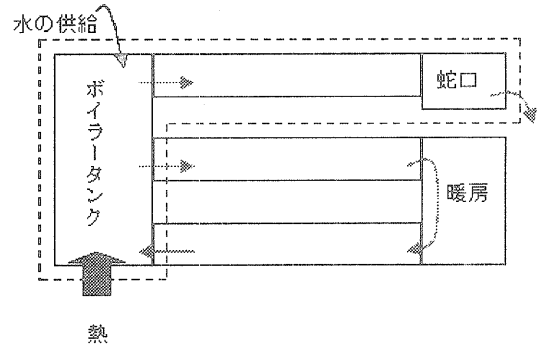


図7 セントラルヒーティングシステム
Fig. 7 Central heating system

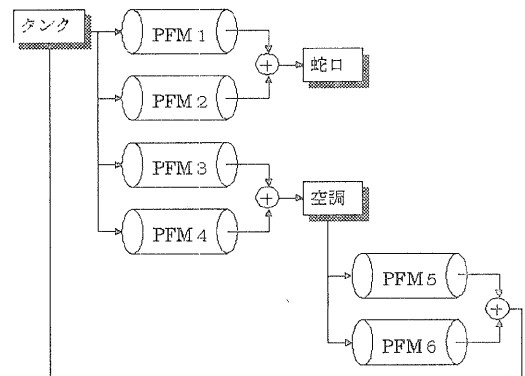


図8 PFM ネットワークモデル
Fig. 8 PFM-network model

- (4) タンク、給湯パイプからの熱の漏れを考慮する。給湯パイプの部分をも2つの PFM でモデル化する。図9で示すように、給湯パイプへの熱の流入解析用の PFM1 とパイプ表面から外界への熱の漏れ計算用の PFM2 を用意する。パイプに流入する熱量とパイプからの熱の漏れ（負の値）に関する両 PFM の“流出率”を加算したのから、給湯蛇口での湯の温度を求めることが目的である。

この場合 PFM における“仮想流れの速さ”は、現実の給湯パイプ内での湯の流速となる。これは給湯量に比例した値で、給湯停止時の流速はゼロである。

“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各々図9の $w_1(x)$ と $w_2(x)$ のように推定した。まず、熱の流入における“収集率”は、給湯パイプに流入する熱量/秒にあたる。時刻 t において給湯量 $W(t)$ / 秒だけボイラータンクからパイプに湯が流入するものとして、タンクの湯の温度を $T_b(t)$ (°C) とおけば、良く知られた熱量と温度の関係式を使って

$$q_1(t) = \rho C_p W(t) T_b(t) \quad (J/s). \tag{12}$$

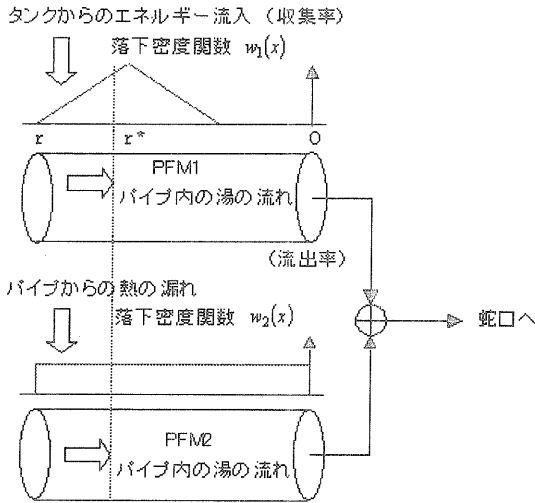


図9 落下密度関数
Fig. 9 Dropping density functions

ここで ρ , C_p は湯の密度と定圧比熱を示す. 温度 $T_b(t)$ は, 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を考慮した熱の収支式から求める.

漏れに関する“収集率”は負の量で, パイプに流入する熱量のうちパイプの表面から漏れて消失する量に当る. 漏れ係数 k_1 を使って1次元熱伝導の式⁵⁾から

$$q_2(t) = -k_1(T_b(t) - T_{ex}). \quad (13)$$

ここで T_{ex} は外界の気温とする.

q_1 とPFM1の落下密度関数 $w_1(x)$ を使って, (1)式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 q_2 と $w_2(x)$ から同様に計算する.

蛇口の湯の温度は両者を加算した熱量から

$$T_w(t) = (f_1 + f_2)/(\rho C_p W(t)). \quad (14)$$

図10に最も単純なケースである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 T_w を計算するためのCプログラムのフローを示す.

落下密度関数の決め方については, $w_1(x)$ は, 主流をピークとした山型とした(図9上). 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刻に合い前後してそれより早いもの(右側), 遅いもの(左側)と広がりをもって到達することに対応づけた. 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(r^* 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. この関数の改良については次章で示される.

一方, $w_2(x)$ は, パイプ表面のどの部分からも同一の熱の漏れがあると考え, 一様分布とした(図9下).

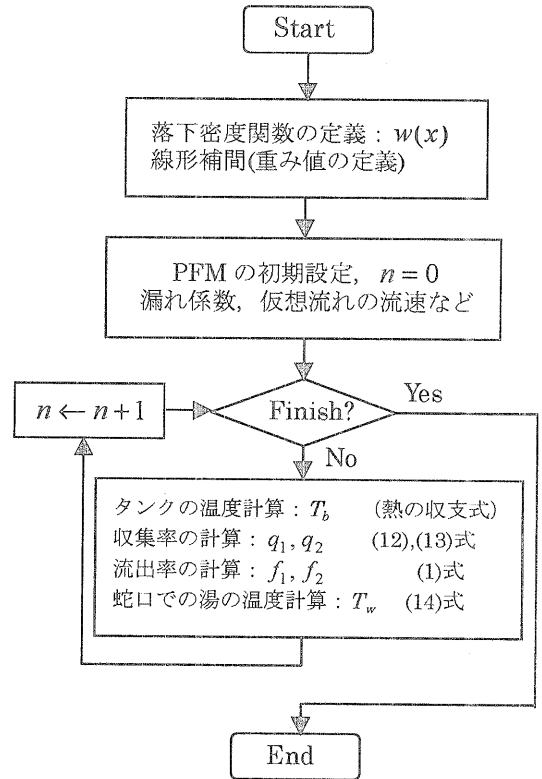


図10 給湯量が一定のときのプログラムフロー
Fig. 10 Program flow for constant water supply

PFMの計算開始時 $\tau_0 = 0$ においては, (1)式で見るとおり, 流出率の計算には, 収集率に関する過去の時系列; $q(\tau_{-m})$, $m = 1, 2, \dots, r$ が初期入力値として必要である. ここでは差分法で求めた収集率を用いている. その後, 計算が1ステップ進むごとにPFMによって求められた収集率が入力として組み込まれる. したがって r ステップ(τ_r)経過後の計算ではPFMで計算された収集率のみを入力として計算が進む.

本事例では, 差分法での計算結果を初期値として利用しているが, 他の事例では定性的な考察や解析的な方法で求めている³⁾.

図11に一定量の給湯 $W_0 = 1.308 \times 10^{-4} (m^3/s)$ が絶えず行われているという条件で, 蛇口の湯の温度 T_w を $\Delta\tau = 1.2$ の間隔で計算した結果を示す. このとき, $v = 0.41667 (m/s)$. 図には T_w が太線で示されている. なお, タンクの湯の温度 T_b についても(12)~(14)の計算式で示したとおり T_w を計算する元の値となっているので, 参考までに細線で示す. PFMによる計算の初期は差分法の計算から得た T_b から求めた収集率を初期値として用いていること, また, 差分法とPFMの計算結果を左右を見比べて比較・検証

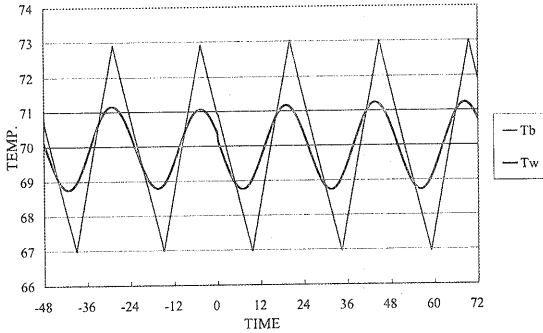


図 11 給湯量が一定のときの計算結果

Fig. 11 Computing result for constant water supply

したために同一の図上に置いた。時刻0より前が差分法による結果で0以後がPFMによるものである。両者の間で良い一致が見られる。

3.2 可変流速の取扱い

PFMは仮想流れが Δx (個々のPFMに固有)だけ進むごとに流出率の計算等を行うことを基本としている(図3)。給湯量 $W(t)$ に変化があるときは、流速を可変とし $v(t) = W(t)/S$ から求める。ここで S はパイプの断面積を表す。可変時間刻み $\Delta\tau = \Delta x/v(\tau)$ を(1)式に代入する。

図12には、 W_0 と $W_0/4$ の給湯を繰り返したときの計算結果を示す。

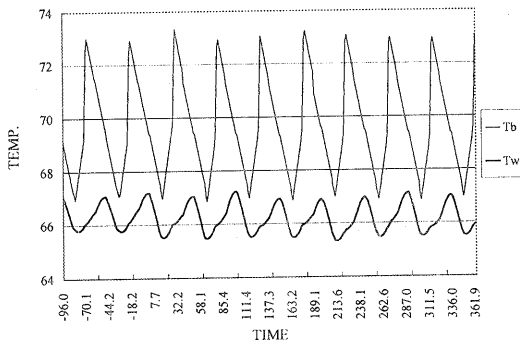


図 12 給湯量が可変なときの計算結果

Fig. 12 Computing result for variable water supply

3.3 流速ゼロのときの取扱い

給湯が停止しているときは $v = 0$ となりこれが(1)式の分母にくることを避けるために工夫を要する。

給湯時の時間刻みを $\Delta\tau_2$ とおき、給湯停止から次の給湯が行われる最初の時間刻みまでを $\Delta\tau_1$ とし、これらを時間刻みとすれば(図13)、 $\Delta\tau_1$ は大きくなるが、 $v' = \Delta x/\Delta\tau_1$ からゼロではない流速が求められる。つまり、長時間給湯が停止している場合の流速はゼロではなく小さな値と見なして(1)式を用いて計

算する。

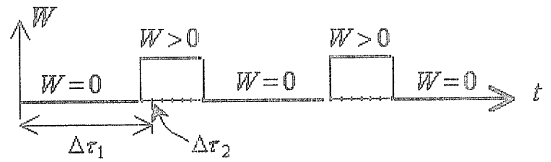


図 13 ゼロ流速時の時間刻み $\Delta\tau$

Fig. 13 Time interval at the zero velocity

収集率(=熱の流入量/秒)もまた $\Delta\tau_1$ 間の平均として換算され小さな値となる。つまり(12)式で求めた収集率に $\Delta\tau_2/\Delta\tau_1$ が乗じられる。しかし、配管からの熱の漏れについては換算されず、 $\Delta\tau_1$ が大きければそれだけ多くの熱が漏れるものとする。

図14には12秒給湯、48秒給湯停止を繰り返したときの計算結果を示す。給湯停止時の湯の温度は図の見易さを考慮して50℃に設定している。

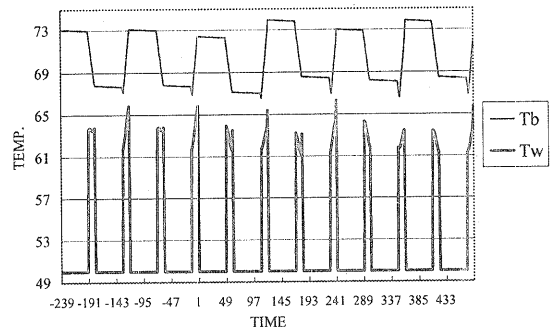


図 14 給湯が断続的なときの計算結果

Fig. 14 Computing result for water supply on/off

図12、図14においても差分法による計算(時刻0より前)とPFMによる計算(時刻0以後)を併記している。両者共に1%以内の誤差で値が一致している。ここでは流速ゼロ時の熱の拡散については無視している。差分法の基礎方程式である熱伝導方程式

$$\rho C_p (\partial T / \partial t + v \partial T / \partial x) = \lambda \partial^2 T / \partial x^2 + Q \quad (15)$$

において $-v \partial T / \partial x$ は対流項で $\lambda \partial^2 T / \partial x^2$ が本来の意味での拡散項を表す。ここで T は温度(K)、 v は流速、 λ は熱伝導率、 Q は熱源量を表す。ここで取上げた問題では $\lambda / (\rho C_p) \approx 10^{-6}$ と微小で、対流項が優勢で拡散項は無視できる。落下密度関数における左右の広がりには拡散項を表すものではなく、対流による熱伝導の広がり(対流拡散)を表すものである。(15)式において流速がゼロのときは対流項もゼロと考えて良い。

流速ゼロ時の拡散項を考慮するためには、給湯停止時には別の左右に広がりより大きい落下密度関数に

置き換える必要がある。

4. 落下密度関数の学習

図9のPFM1の落下密度関数(=重み分布) $w_1(x)$ をアルゴリズムに基づき学習する。図11で示した給湯量が一定のケースを教師データとする。学習後の $w_1(x)$ は、図8のPFM3やPFM5など熱の輸送を扱う他のPFMの重み分布としても使われる。また、給湯停止や給湯可変な系にも利用可能である。

教師データとして、差分法によって計算された蛇口の湯の温度を与えた。図15に学習の推移を示し、図16には学習後の計算結果を示す。5回学習後の重み分布を使うと、計算結果は教師データとほぼ一致する。学習前の重み分布は図9で与えた山型の関数である。

ここで、重みは、関数 $w_1(x)$ の離散値で $W = (w_0, w_1, \dots, w_r)^T$ 。(6)式で定義した誤差関数で見ると、学習前は $E(W) = 6.4 \times 10^{-2}$ で、3回目以降は $E(W) = 1.4 \times 10^{-4}$ となり効率よく学習している。

学習後の重み分布は、初期値で与えたものよりも右側に広がりを持っている。これは同一時点で流入する熱量のうち主流よりも早く出口に達するものの比率が、当初の予想よりも大きかったということを示す。もし、給湯システムの実機の蛇口の湯の温度が教師データとして与えられていれば、熱の流れのメカニズムを学習プロセスを通してより現実的に把握できたはずである。

今回の学習での工夫点の1つは、周期性を持った教師データを扱うので、1周期ずれたデータを拾う可能性があり、これを避けるように配慮したことである。このため、流れが出口に達するのに要する最小時間を考慮し、重みの右側の一定範囲を強制的にゼロとおく。

学習について、他にも初期分布を変えて試してみた。台形型の初期分布からの学習では、10回の学習後の誤差関数は $E(W) = 2.7 \times 10^{-4}$ と小さくなる。しか

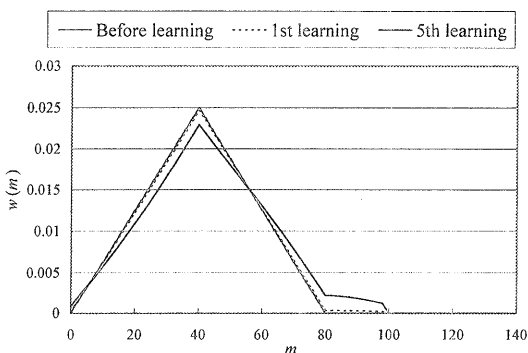


図15 落下密度関数(重み分布)の学習

Fig. 15 Learning of dropping density function

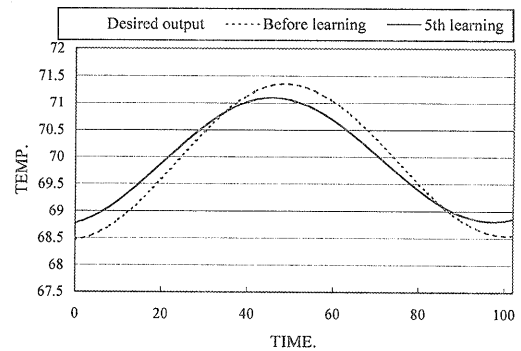


図16 学習後の計算結果

Fig. 16 Computing results after learning

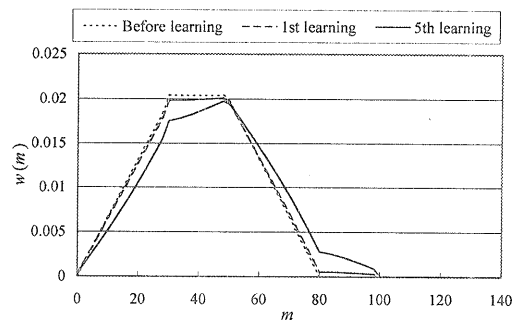


図17 別の初期分布からの落下密度関数の学習

Fig. 17 Learning of dropping density function from a different initial distribution

し、学習後の重み分布は図17に示すように、図15とは異なるものとなる。しかし、上向きのピークと右側への重みのずれが生じ、山型分布から始めた学習後の分布に近づき、変化傾向は似ている。

初期分布が δ -関数や一様分布など実体と大きく異なるものでも、 $E(W) \leq 10^{-3}$ 程度まで学習は進むが、得られた分布は変化傾向については合致するものの初期パターンを強く残す。これは2章の最後に論じたように、教師データに近い出力を得る重みベクトルの解は多数存在し、初期分布から反復解法で最初に解集合に到達したものが解として選ばれるためである。

いずれにしても、初期分布の推定に専門家の知識を用いた方が早く学習できる。

5. まとめ

PFMは表1に示したように「考えるためのシミュレーション手法」である。具体的には専門家の知識を“落下密度関数”と“仮想流れの速さ”という2つのパラメータに投影し、それでシミュレーションをしてみる。ここではシステムの挙動が大局的にわかれば良い。

これにより、専門家の知識が半定量的に正しいものであることが確認できる。

もし適当な教師データがあればそれを学習させて、その出力が得られる“落下密度関数”を求める。初めに専門家が直感的に与えた“落下密度関数”との差異をよく考えれば、それが専門家に新しい知識やヒントを与えるものである。

シミュレーション結果の妥当性を検証するために、「忠実な模擬をするためのシミュレーション手法」である差分法の結果と比べてみる。

以上のことを給湯システムの解析にPFMをシミュレーションモデルとして採用することによって確かめた。

給湯システムの動的挙動をPFMによってシミュレーションしたところ、“落下密度関数”を直感的に定めてもかなり妥当なシミュレーション結果が得られることが分かった。また、理想的な出力データ（教師データ）をPFMの学習アルゴリズムに従って学習させたところ、数回の試行で目標に近い出力に到達できた。これによって学習方法の有効性を示すことができた。

PFMの新しい適用例として、可変流速やゼロ流速を取り扱う方法を示した。特にゼロ流速の取扱いでは給湯停止時間を時間刻みに組入れることによって、流出率の計算式を矛盾なく適用できることを示した。

さらに、学習後得られた落下密度関数（ニューロンの重み）の物理的な意味づけについては、学習結果に初期分布の影響が残る場合があるので、学習後の分布の形そのものよりも変化傾向について考察すべきである、との教訓を得た。

参 考 文 献

- 1) Ranson, V. H. and Wagner, R. J.: *RELAP5/MOD2 Code Manual*, NUREG/CR-4312, EGG-2396 (1987).
- 2) Matsuoka, H. and Ishiguro, M.: Package flow models and its fuzzy implementation for simulating nuclear reactor system dynamics, *J. of Nuclear Science and Technology*, Vol. 33, No. 1, pp. 25-33 (1987).
- 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. 9, pp. 275-285 (1996).
- 4) マイケル R. グッドマン著 (蒲生, 山内, 大江訳): システムダイナミクス・ノート, マグロウヒル好学社, p. 431 (1996).
- 5) Patankar, S. V. (水谷幸夫, 香月庄司訳): 熱移動と流れの数値解析, 森北出版, p. 198 (1983).
- 6) Ishiguro, M. and Matsuoka, H.: A learning algorithm with an error range applied to a neural network incorporated in the package flow model, *Proc. World Multi-conference on SYSTEMICS, CYBERNETICS and INFORMATIONS', ISAS'97*, Vol. 3, pp. 324-331 (1997).
- 7) 石黒美佐子, 松岡浩, 丸繁卓彦: パッケージフローモデルによる熱の流れ解析, 情報処理学会研究報告, 98-MPS-20, pp. 1-6 (1998).

(平成 10 年 6 月 30 日受付)

(平成 10 年 10 月 20 日再受付 (第 1 回))

(平成 11 年 3 月 12 日再受付 (第 2 回))

(平成 11 年 4 月 2 日採録)



石黒美佐子 (正会員)

1962 年大阪大学理学部数学科卒業。1962-1991 年日本原子力研究所情報システム部門に勤務, 1991 年茨城大学工学部システム工学科教授, 計算機応用学講座担当, 工学博士。主に並列数値計算法, 数値流体力学等の研究に従事, 日本応用数理学会, 日本原子力学会会員。



丸繁 卓彦 (学生会員)

1999 年茨城大学大学院理工学研究科博士前期課程修了, 同年, (株) 富士通九州システムエンジニアリング入社。



松岡 浩

1979 年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。同年, 科学技術庁に入庁, 主に原子力関係の業務に従事。1997 年茨城大学大学院理工学研究科博士後期課程修了, 博士(工学)。現在, 日本原子力研究所地球シミュレータ開発特別チーム調査役。日本原子力学会会員。

**城 道介**

1974年東京大学大学院工学系研究科博士課程単位取得退学。同年、茨城大学工学部講師。現在、システム工学科助教授、計算機応用学講座担当、工学博士。機構の運動学、動力学解析等の研究に従事。精密工学会、日本機械学会、教育システム情報学会会員
