

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第4735973号  
(P4735973)

(45) 発行日 平成23年7月27日(2011.7.27)

(24) 登録日 平成23年5月13日(2011.5.13)

(51) Int. Cl.	F 1		
GO6Q 50/00 (2006.01)	GO6F 17/60	110	
GO6Q 10/00 (2006.01)	GO6F 19/00	100	
GO6N 3/00 (2006.01)	GO6N 3/00	550Z	

請求項の数 2 (全 14 頁)

<p>(21) 出願番号 特願2006-86637 (P2006-86637)</p> <p>(22) 出願日 平成18年3月27日 (2006.3.27)</p> <p>(65) 公開番号 特開2007-264842 (P2007-264842A)</p> <p>(43) 公開日 平成19年10月11日 (2007.10.11)</p> <p>審査請求日 平成21年2月27日 (2009.2.27)</p> <p>特許法第30条第1項適用 平成17年9月27日~29日 電気学会電力技術委員会・電気学会電力系統技術委員会主催の「電力技術・電力系統技術合同研究会」において文書をもって発表</p> <p>特許権者において、権利譲渡・実施許諾の用意がある。</p>	<p>(73) 特許権者 801000027 学校法人明治大学 東京都千代田区神田駿河台1-1</p> <p>(74) 代理人 100092820 弁理士 伊丹 勝</p> <p>(72) 発明者 森 啓之 神奈川県川崎市多摩区東三田1丁目1番1号 明治大学理工学部電気電子工学科内</p> <p>(72) 発明者 粟田 明 神奈川県川崎市多摩区東三田1丁目1番1号 明治大学理工学部電気電子工学科内</p> <p>審査官 関 博文</p>
---	--

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 電力価格ゾーン予測方法、及び電力価格ゾーン予測プログラム

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

入力装置、記憶装置、演算装置及び出力装置を備えたコンピュータを用い電力価格の範囲を予測する電力価格ゾーン予測方法であって、

前記入力装置により入力された電力価格の価格帯を分類するゾーンの情報に基づいて、前記演算装置が前記電力価格の価格帯を複数のゾーンに分類するとともに、当該複数のゾーンの境界を閾値とすることに決定するステップと、

所定の入力変数を含む学習データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力データを得ることで、前記記憶装置上に構築されたニューラルネットワークが学習するステップと、

前記学習したニューラルネットワークを用いて、前記所定の入力変数を含む入力データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力値を得るステップと、

このステップにより得た出力値を用いて、2進木により前記分類した複数のゾーンの価格帯であるかを予測して、前記出力装置を介して出力するステップと

を備えたことを特徴とする電力価格ゾーン予測方法。

【請求項2】

入力装置、記憶装置、演算装置及び出力装置を備えたコンピュータに電力価格の範囲を予測させるための電力価格ゾーン予測プログラムであって、

前記コンピュータに、

前記入力装置により入力された電力価格の価格帯を分類するゾーンの情報に基づいて、

前記演算装置が前記電力価格の価格帯を複数のゾーンに分類するとともに、当該複数のゾーンの境界を閾値とすることに決定するステップと、

所定の入力変数を含む学習データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力データを得ることで、前記記憶装置上に構築されたニューラルネットワークが学習するステップと、

前記学習したニューラルネットワークを用いて、前記所定の入力変数を含む入力データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力値を得るステップと、

このステップにより得た出力値を用いて、2進木により前記分類した複数のゾーンの価格帯であるかを予測して、前記出力装置を介して出力するステップと

を実行させるための電力価格ゾーン予測プログラム。

10

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、クリッピング手法を適用したニューラルネットワークによる電力価格ゾーン予測方法、及び電力価格ゾーン予測プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

近年の我が国における電力自由化の拡大に伴い、電力事業の競争がより激化してきている。今後の自由化された電力市場において、各企業がより多くの利益を上げるために電力価格予測は非常に重要になってくる。従来、電力取引予測システムとしては、電力の供給側と需要側の入札情報と、発電機データ、電力系統データ及び需要データを入力し、これら入力データ一式をシナリオデータとして登録し、このシナリオに基づいてシミュレーションした市場取引結果である電力価格及び電力取引量を算出するようにして、系統制約や入札条件の相違等を加味したシミュレーションを行うようにしたシステムが知られている（特許文献1）。

20

【0003】

【特許文献1】特開2005-25377号公報（図1）

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

30

しかしながら、電力市場価格は、天候や燃料費などの様々な要因から決定されるため、非常に非線形性が強く、図16に示すように、需要が突然上昇することがあり、時系列の挙動が株価等とは異なり、大変予測し難い複雑な問題である。上述した従来の電力価格予測システムでは、電力価格と相関のある情報が不足していたため、数10%から200%程度の大きな価格誤差が生じるおそれがあり、非常に精度の悪い予測しかすることができなかった。

【0005】

本発明は、このような点に鑑みなされたもので、高精度な電力価格の予測が可能な電力価格ゾーン予測方法及び電力価格ゾーン予測プログラムを提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

40

【0006】

本発明に係る電力価格ゾーン予測方法は、入力装置、記憶装置、演算装置及び出力装置を備えたコンピュータを用い電力価格の範囲を予測する電力価格ゾーン予測方法であって、前記入力装置により入力された電力価格の価格帯を分類するゾーンの情報に基づいて、前記演算装置が前記電力価格の価格帯を複数のゾーンに分類するとともに、当該複数のゾーンの境界を閾値とすることに決定するステップと、所定の入力変数を含む学習データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力データを得ることで、前記記憶装置上に構築されたニューラルネットワークが学習するステップと、前記学習したニューラルネットワークを用いて、前記所定の入力変数を含む入力データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力値を得るステップと、このステップに

50

より得た出力値を用いて、2進木により前記分類した複数のゾーンの価格帯であるかを予測して、前記出力装置を介して出力するステップとを備えたことを特徴とする。

【0007】

また、本発明に係る電力価格ゾーン予測プログラムは、入力装置、記憶装置、演算装置及び出力装置を備えたコンピュータに電力価格の範囲を予測させるための電力価格ゾーン予測プログラムであって、前記コンピュータに、前記入力装置により入力された電力価格の価格帯を分類するゾーンの情報に基づいて、前記演算装置が前記電力価格の価格帯を複数のゾーンに分類するとともに、当該複数のゾーンの境界を閾値とすることに決定するステップと、所定の入力変数を含む学習データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力データを得ることで、前記記憶装置上に構築されたニューラルネットワークが学習するステップと、前記学習したニューラルネットワークを用いて、前記所定の入力変数を含む入力データに対する出力値を前記決定した閾値に基づきクリッピングした出力値を得るステップと、このステップにより得た出力値を用いて、2進木により前記分類した複数のゾーンの価格帯であるかを予測して、前記出力装置を介して出力するステップとを実行させるためのものである。

10

【発明の効果】

【0008】

本発明によれば、クリッピング手法を適用したニューラルネットワークにより、電力価格範囲を予測し、電力価格の取り得る範囲を高精度で予測することができる電力価格ゾーン予測方法を提供することができる。

20

【発明を実施するための最良の形態】

【0009】

以下、図面を参照しながら本発明の実施形態を詳細に説明する。

【0010】

図1は、本実施形態に係る電力価格ゾーン予測方法を実現するためのコンピュータシステムを示す図である。このシステムは、入力装置（又は受信装置）1、演算装置2、記憶装置3及び出力装置（又は送信装置）4を備えて構成されている。このシステムは、入力装置1、演算装置2、記憶装置3及び出力装置4に各種の処理を実行させるための制御プログラムを備えており、この制御プログラムに従って後述する各種の処理を実行する。入力装置1は、電力価格の価格帯を分類するゾーンの情報を入力する際に用いられる。演算装置2は、電力価格の価格帯を複数のゾーンに分類するとともに、複数のゾーンの境界を閾値とすることに決定する。また、演算装置2は、所定の入力変数を含む学習データに対する出力値を、決定した閾値に基づきクリッピングした出力データを得ることで、記憶装置3上に構築されたニューラルネットワークが学習するように制御する。さらに、演算装置2は、学習したニューラルネットワークを用いて、所定の入力変数を含む入力データに対する出力値を決定した閾値に基づきクリッピングした出力値を用いて、分類した複数のゾーンのうちのいずれかを2進木により決定し、価格範囲の予測結果を決定する。出力装置4は、価格範囲の予測結果を表示あるいは送信する際に用いられる。

30

【0011】

本実施形態では、クリッピング手法を適用したニューラルネットワークによって電力価格の価格範囲を予測する。そして、MLP（多層パーセプトロン）、RBFN（ラジアル基底関数ネットワーク）、NRBFN（正規化ラジアル基底関数ネットワーク）の各ニューラルネットワークを用いてシミュレーションを行い、認識率の比較検証を行う。

40

【0012】

ここで、MLP、RBFN、NRBFNの各ニューラルネットワークについて簡単に説明する。

【0013】

図2は、MLPの一般的構成を示す説明図である。図2に示すように、MLPは、一般に、入力層、中間層、出力層の3層で構成される。中間層と出力層の出力は、一般的にシグモイド関数で表現される。MLPは、各層間の結合の重みを反復学習することにより更

50

新していき、最適なネットワークを構築する。

【0014】

図3は、RBFNの一般的構成を示す説明図である。RBFNは、図3に示すように、ラジアル基底関数を中間層とした3層のネットワークで構成される。ラジアル基底関数は、中心に近いほど強い出力が得られ、一般的にガウシアンにより表現される。入力層と中間層の結合は、単に入力を伝えるのみの機能を持ち、重みは中間層と出力層の結合にのみ配置される。このように重みは中間層と出力層の結合のみのため、MLPより高速な学習が可能で、基底関数が十分に与えられれば、任意の非線形関数を高精度に近似することが可能となる。

【0015】

図4は、NRBFNの一般的構成を示す説明図である。NRBFNは、ラジアル基底関数ネットワークの発展形である。NRBFNの基本的な構造はRBFNと同じであるが、NRBFNでは、RBFNの出力を各基底関数の出力の和で正規化する。このように出力の正規化を行うことにより、汎化能力を向上させることができる。

【0016】

RBFNの出力は図5の点線で示されるように局所的であるのに対し、NRBFNの出力は図5の実線で示されるように基底関数の中心間をシグモイド状に補完した出力が得られる。このように、大域的な出力が得られるNRBFNは、汎化能力に優れており、ファジィ推論システムに似た振る舞いを示す。

【0017】

次に、クリッピングについて説明する。クリッピングは、図6に示すように、実数値系列から2値系列への変換を意味する。本実施形態では、クリッピングにより、時刻tにおける時系列データの値が、閾値 $\mu$ より大きいときは1で表現され、閾値 $\mu$ より小さいときは0で表現される。本実施形態では、予測モデルの出力値に対してクリッピングを適用し、閾値より上か下かの予測を行う。設定した各閾値に対し予測を行い、予測結果は次のステップで価格範囲を決定するために使われる。

【0018】

本実施形態では、図7に示すように、クリッピング手法と2進木を適用した電力価格のゾーン予測を行う。本実施形態では、価格の値そのものを予測するのではなく、価格の取り得る範囲を予測する。本実施形態では、各予測モデルにおいて設定されている閾値を超えるか否かの判定を行い、この判定結果を用いて2進木により価格範囲を決定する。このようにして価格の取り得る範囲を予測することにより、高精度な予測結果を得ることができる。

【0019】

なお、予測モデルは、人口ニューラルネットワーク(ANN:Artificial Neural Network)によって構築される。本実施形態では、予測モデルとして、MLP、RBFN、NRBFNの各ニューラルネットワークが用いられる。

【0020】

クリッピング手法と2進木を電力価格のゾーン予測に適用した場合のフローチャートを図8に示す。まず、各予測モデル1~iの初期設定を行う(ステップS1)。具体的には、初期設定として、各変数の初期化を行うとともに、各予測モデル1~iのパラメータを決定して予測モデルに設定する。シグモイド関数やラジアル基底関数の出力は0から1となるため、各予測モデル1~iに入力されるデータは、0から1の間に収まるように正規化しておく。なお、各予測モデル1~iに設定されるパラメータは、例えば、試行錯誤的に決定される。

【0021】

次に、電力価格帯をn個のゾーンに分割するとともに、各ゾーンの境界となるn-1個の閾値を決定する(ステップS2)。具体的には、例えば図9(B)に示すように、電力価格帯をゾーンA、ゾーンB、ゾーンC、ゾーンDの4分類とすることとし、各ゾーンの境界である $\mu_1$ 、 $\mu_2$ 、 $\mu_3$ を閾値とすることに決定する。なお、分類数(ゾーンの数)

10

20

30

40

50

や分類幅（各ゾーンの範囲）は、例えば、目的に応じて決定するようにすればよい。

【0022】

次に、本実施形態では、最急降下法（Steepest descent method）を用いて予測モデル1～iの学習を行う（ステップS3）。ここでは、各ゾーンに含まれる実際の電力価格となったときの入力変数、例えば、電力需要、気温、1日の最大負荷、ピーク負荷時の乾湿温度、地域Aの最高気温、平均温度、冷房気温偏差、地域B、Cの最高気温などを学習データとして各予測モデル1～iに与える。そして、学習データの出力値に対して、ステップS1にて設定した閾値を基準としてクリッピングを行う。本実施形態では、価格範囲の予測を行うため、与えられた学習データと、その学習データの出力値に対してステップS2にて決定したそれぞれの閾値 $\mu_i$ でクリッピングを施した出力データとの関係により、各予測モデル1～iが学習する。

10

【0023】

そして、ステップS3で学習した各予測モデル1～iに対して、上述した入力変数を今度は入力データとして与え、ステップS1にて設定した閾値より上か下かの2値の予測を行う（ステップS4）。ここで、各予測モデル1～iによって得られる値は、0から1の実数値に対して、ステップS1にて設定した各閾値についてクリッピングを行った結果（0または1の集合）を最終的な予測値とする。すなわち、最終的な予測値は、閾値 $\mu_1$ について1、閾値 $\mu_2$ について1、閾値 $\mu_3$ について0などになる。

【0024】

最後に、ステップS4での予測結果を用いて、2進木により価格範囲を決定する（ステップS5）。ここで、ステップS5での2進木を用いた予想価格範囲の決定方法について説明する。図9（A）は、図9（B）のように価格範囲を設定したときにおける価格範囲の決定方法を示す説明図である。

20

【0025】

図9（A）に示すように、それぞれの分岐において、前のステップで予測された結果を用いて、閾値より上か下かを判断していく。このように各分岐において閾値より上か下かの判断を行い、価格の取り得る範囲を限定していくことにより、価格範囲を決定することができる。例えば、ステップS4での最終的な予測値が、閾値 $\mu_1$ について1、閾値 $\mu_2$ について1、閾値 $\mu_3$ について0となった場合には、価格範囲の予測結果は、 $\mu_2$ と $\mu_3$ の間、すなわちゾーンCとなる。

30

【0026】

以下に、本実施形態によるクリッピング手法と2進木を適用した電力価格のゾーン予測のシミュレーション結果について説明する。

【0027】

なお、本シミュレーションにおいては、ISOニューイングランドのウェブ上で公開されているニューイングランドパワープールにおける1時間ごとの価格、需要、気温の各データを使用した。具体的には、2004年7月1日から同年同月31日までの774個の学習データと、例えば図10に示すような2004年8月1日から同年同月7日までの168個のテストデータを使用した。MLP、RBFN、NRBFNの3つの予測モデルを用いて本シミュレーションを行い、それぞれの予測モデルについての認識率について比較検証することにする。

40

【0028】

本シミュレーションでは、各予測モデルのパラメータを試行錯誤的に図11に示す値とすることに決定し、決定したパラメータを初期設定したものとする。

【0029】

また、図12（A）に示すように、本シミュレーションにおいて、入力データは過去2時間分の価格、需要、気温の各データとし、出力はクリッピングされた価格データとした。これらの入力データ数は任意であり、例えば3時間分のデータなどの他の数であってもよい。また、図12（B）に示すように、ケース1では50ドルを境に、ケース2では10ドル置きに、ケース3では5ドル置きに価格範囲を設定し、それぞれのケースにおいて

50

シミュレーションを行った。

【0030】

認識率の計算には、図13に示す2つの式を用いた。式1は、実際の価格と予測された価格範囲が完全に一致したときを認識成功とするときの認識率( $r_1$ )の算出式である。式2は、実際の価格と予測された価格範囲の許容誤差を1としたときの認識率( $r_2$ )の算出式である。

【0031】

上記のシミュレーション条件によるシミュレーション結果を図14及び図15に示す。図14は、式1を用いたときの認識率を示す説明図である。ケース1では各モデル間において認識率にそれほど差は見られないが、ケース2ではMLPと比較して、RBFNは2.98%、NRBFNは4.17%高い認識率を示した。ケース3では、MLPと比較して、RBFNは3.57%、NRBFNは8.93%高い認識率を示した。このような結果から、NRBFNが最も有効なモデルであることが分かる。

10

【0032】

図15は、式2を用いたときの認識率を示す説明図である。ケース2では、MLPは99.40%、RBFNとNRBFNは100%と完全に一致し、極めて高い認識率を示した。ケース3における認識率も、それぞれ90%以上と高い認識率を示した。このような結果から、予測された価格範囲が実際の価格範囲より2つ以上ずれることは少ないことが分かった。

【0033】

20

上述したように、本実施形態では、クリッピング手法を適用したニューラルネットワークにより、電力価格範囲を予測するようにしたので、高い非線形近似能力を持つニューラルネットワークを用いて電力価格の取り得る範囲の予測を行うことができ、高精度で電力価格を予測することができるようになる。特に、上述したシミュレーション結果に表れているように、ニューラルネットワークの中でもNRBFNを用いて電力価格の取り得る範囲の予測を行うことが、最も高精度に電力価格の範囲を予測することができる。

【図面の簡単な説明】

【0034】

【図1】本発明の一実施形態に係る電力価格ゾーン予測システムのブロック図である。

【図2】多層パーセプトロン(MLP)の構造例を示す説明図である。

30

【図3】ラジアル基底関数ネットワーク(RBFN)の構造例を示す説明図である。

【図4】正規化ラジアル基底関数ネットワーク(NRBFN)の構造例を示す説明図である。

【図5】正規化ラジアル基底関数ネットワークの出力例を示す説明図である。

【図6】クリッピング前後のデータの例を示す説明図である。

【図7】本実施形態における電力価格のゾーンの予測処理の概念図である。

【図8】クリッピング手法と2進木を電力価格のゾーン予測に適用した場合のフローチャートである。

【図9】図9(A)は価格範囲の決定方法を示す説明図である。図9(B)は価格範囲の設定の例を示す説明図である。

40

【図10】テストデータを示す説明図である。

【図11】各予測モデルに初期設定したパラメータを示す説明図である。

【図12】図12(A)は予測モデルのシミュレーション条件を示す説明図である。図12(B)はシミュレーションの際の価格範囲の設定内容を示す説明図である。

【図13】認識率の計算式の例を示す説明図である。

【図14】シミュレーション結果の例を示す説明図である。

【図15】シミュレーション結果の他の例を示す説明図である。

【図16】電力価格の時系列的な変動を示すグラフである。

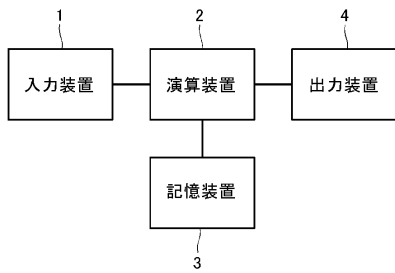
【符号の説明】

【0035】

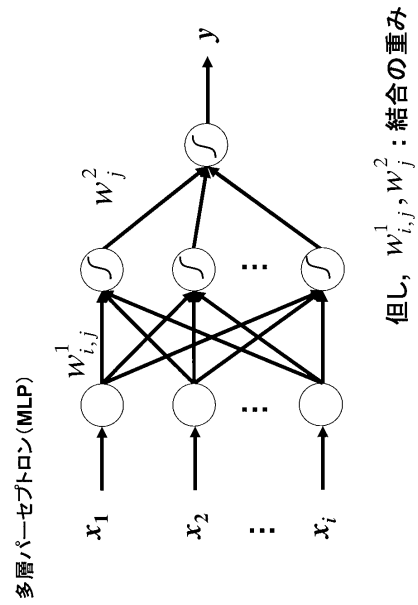
50

- 1 ... 入力装置
- 2 ... 演算装置
- 3 ... 記憶装置
- 4 ... 出力装置

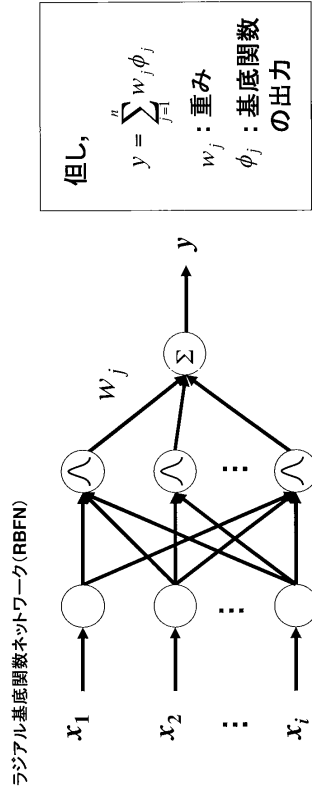
【 図 1 】



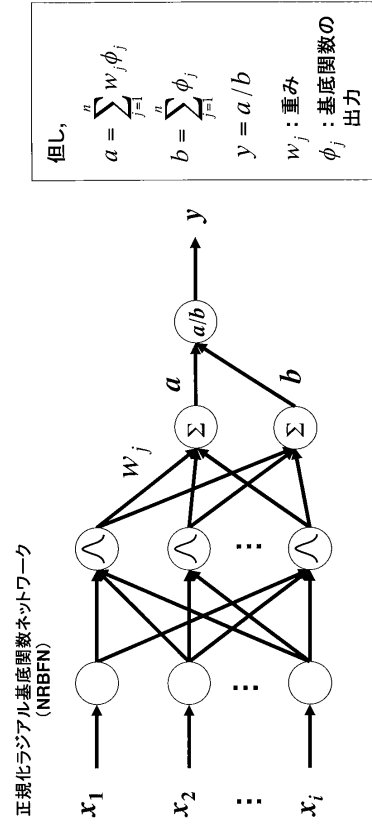
【 図 2 】



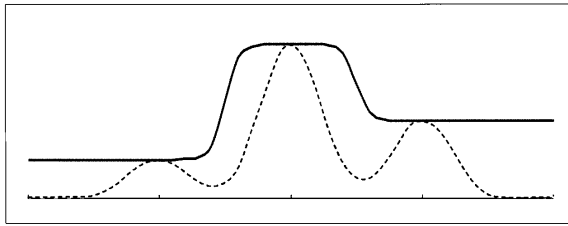
【 図 3 】



【 図 4 】

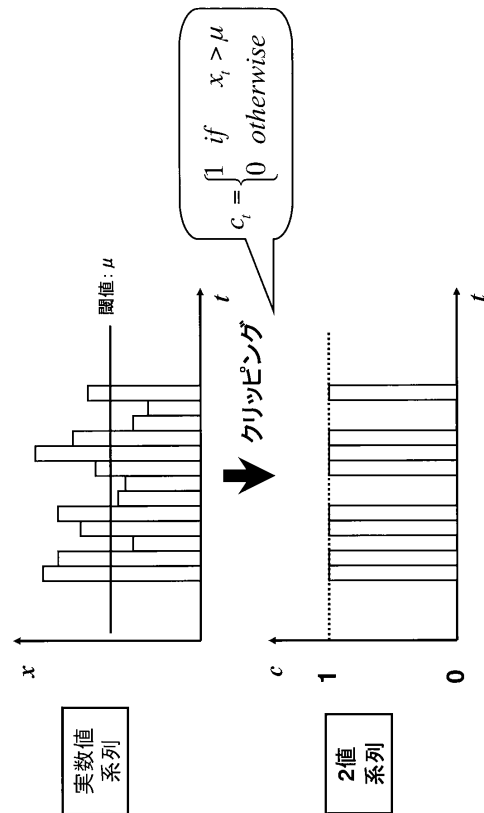


【 図 5 】



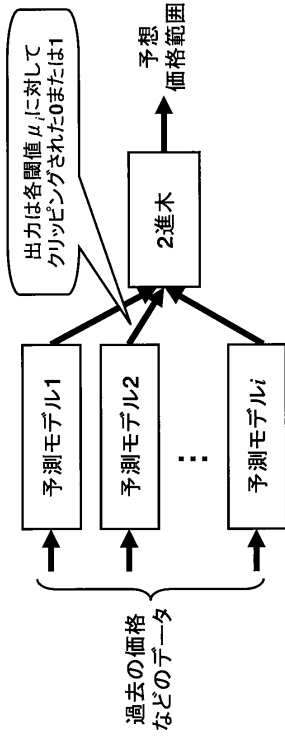
点線: RBFNの出力  
実線: NRBFNの出力

【 図 6 】

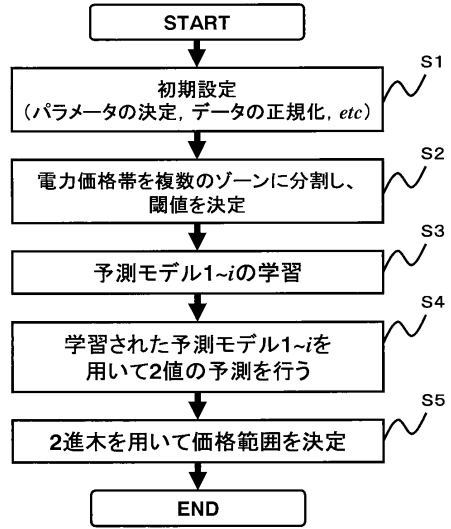




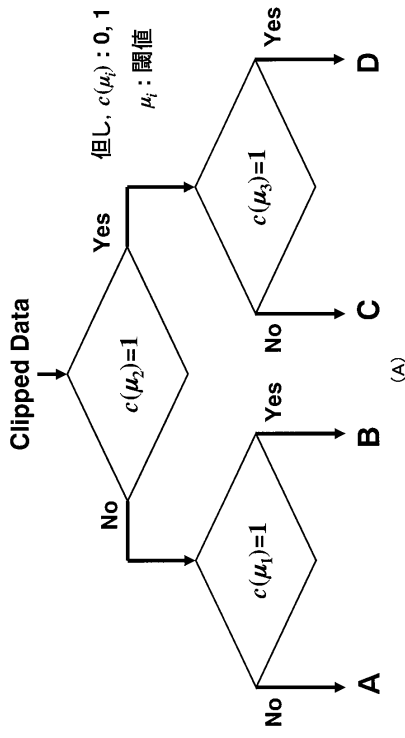
【 図 7 】



【 図 8 】



【 図 9 】



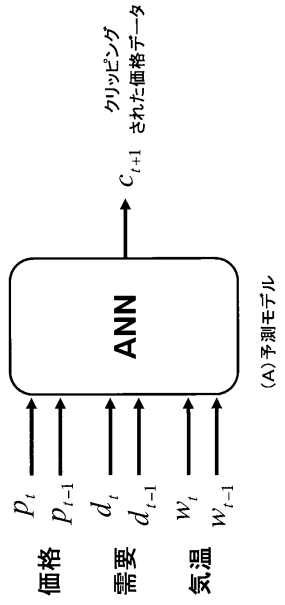
価格範囲

	A	B	C	D
価格範囲	$\sim \mu_1$	$\mu_1 \sim \mu_2$	$\mu_2 \sim \mu_3$	$\mu_3 \sim$

【 図 1 1 】

	中間層の数	学習係数	反復回数
MLP	6	0.05	10000
RBFN	50	0.01	10000
NRBFN	50	0.01	10000

【 図 1 2 】



(A) 予測モデル

Case	価格範囲 [\$/MWh]		
1	~50		
2	~40	40~50	50~60
3	~35	35~40	40~45
	45~50	50~55	55~60
	60~65	60~65	65~

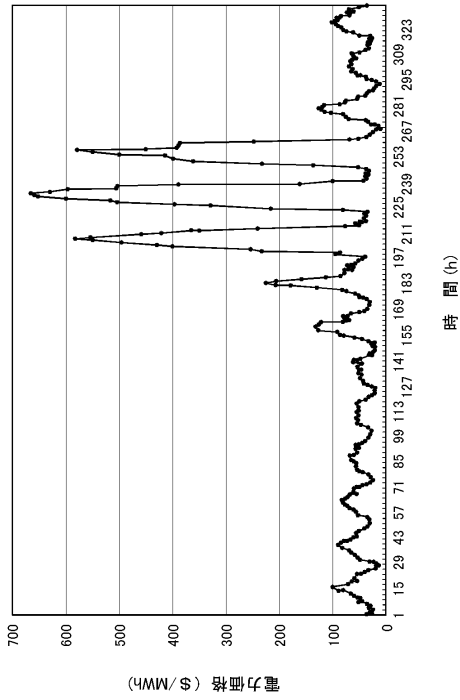
(B) 価格範囲の設定

【 図 1 3 】

$$r_1 = \frac{\sum_{i=1}^{168} f_1(z_i, \hat{z}_i)}{168} \times 100, \quad f_1(z_i, \hat{z}_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } z_i = \hat{z}_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots \text{式1}$$

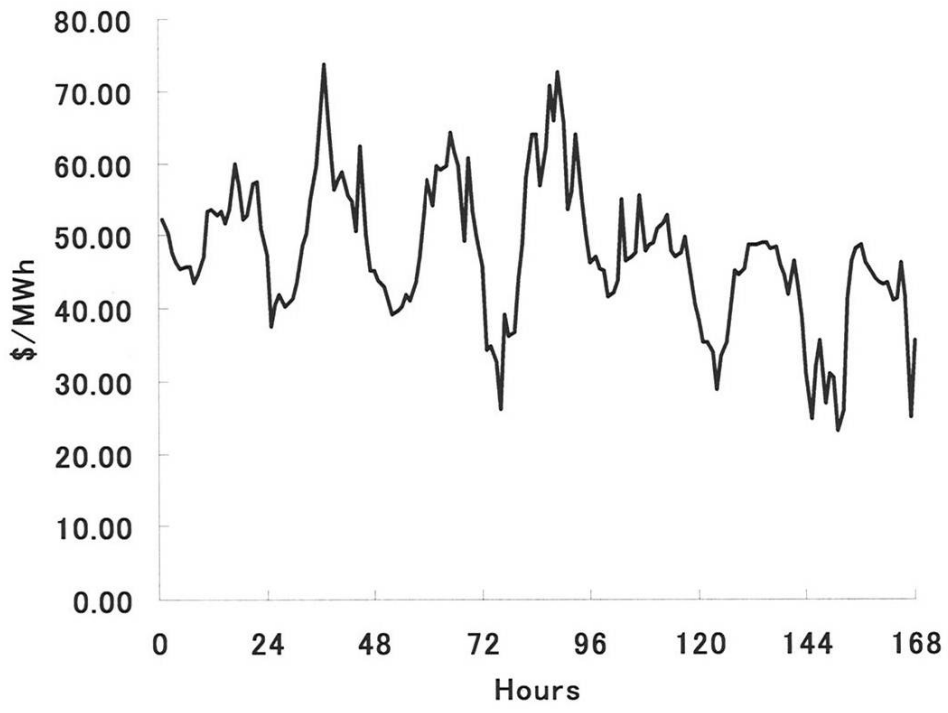
$$r_2 = \frac{\sum_{i=1}^{168} f_2(z_i, \hat{z}_i)}{168} \times 100, \quad f_2(z_i, \hat{z}_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } |z_i - \hat{z}_i| \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots \text{式2}$$

【 図 1 6 】

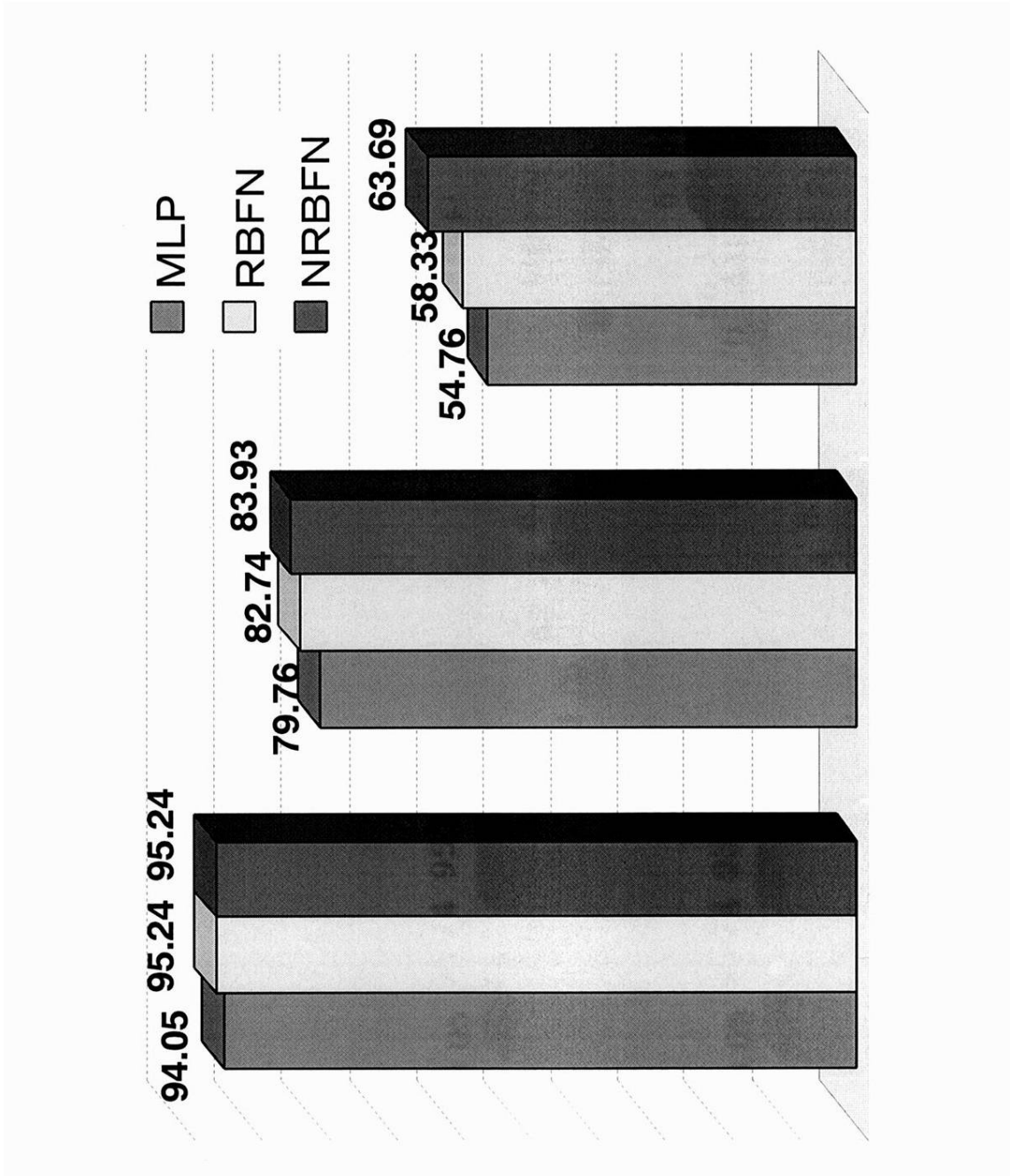


時間 (h)

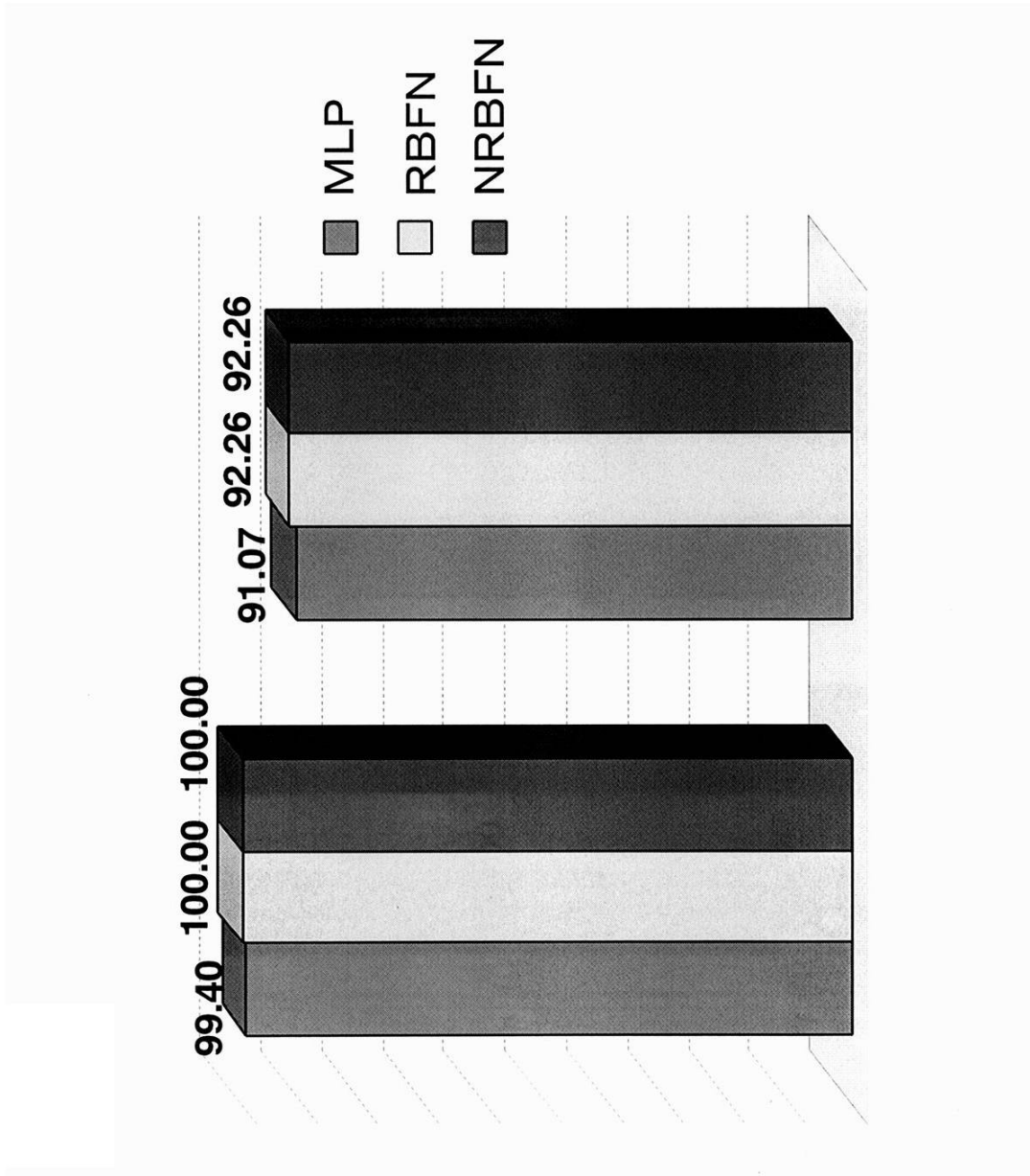
【 図 10 】



【 図 1 4 】



【 図 15 】



---

フロントページの続き

(56)参考文献 特開2001-086645(JP,A)

B.R.Szkuta, L.A.Sanabria, T.S.Dillon, Electricity Price Short-Term Forecasting Using Artificial Neural Networks, IEEE Transactions on Power Systems, IEEE, 1999年 8月, Vol.14, No.3, p.851-857

任正某, 長坂研, 電力自由化における電力価格予測, 第24回 エネルギー・資源学会研究発表会講演論文集, 2005年 6月 9日, 24th, 第35-36頁

板垣忠大, 森啓之, ファジィSOMを用いたルール抽出法の New England 電力価格予測への適用, 電気学会全国大会講演論文集, 2005年 3月17日, 第221頁

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G06Q 10/00 - 50/00

G06N 3/00