

自立型太陽水素エネルギーシステムの構成と制御

伊原征治郎¹⁾・斎藤 州²⁾

¹⁾日本工業大学

345-8501 埼玉県南埼玉郡宮代町学園台

²⁾栃木県立益子高等学校

321-4216 栃木県芳賀郡益子町

Design and Control of Stand-Alone Solar Hydrogen Energy System

Seijiro Ihara¹⁾ and Syu Saito²⁾

¹⁾ Nippon Institute of Technology

Gakuendai, Miyashiro, Minami-Saitama, Saitama 345-8501

²⁾ Mashiko Senior High-School of Tochigi Prefecture

Mashiko-machi, Haga-gun, Tochigi 321-4216

Photovoltaic cell and fuel cell are now taking their place as main energy technology in the 21st century, and have led the idea of solar hydrogen energy system to practicality. Work on the engineering design and operation of photovoltaic hydrogen stand-alone system (PVHS) has a specific problem caused by unpredictable nature in insolation and electric power demand. To ensure rational cost and robust operation, each component of PVHS has to be minimized as possible, and optimally operated with the control so as to supply the total electric power matching to the demand. The paper first outlines an optimization approach to determine the power capacity of each component of PVHS using linear programming. It then proposes a concept of system operation with the learning control implemented by neurocomputing algorithm. The performance of this control program is tested with computer simulation on a conceptual model of PVHS for residential use.

Key words: solar hydrogen energy, stand-alone system, optimization, learning control

1. はじめに

太陽電池と燃料電池の開発が進展して、太陽水素エネルギーシステムが21世紀の主要なエネルギー技術になり得る展望が開けて来た。太陽水素エネルギーシステム技術を設計する場合には、日射とエネルギー需要の両方の、予測し難い変動に対して安定なエネルギー供給が可能であるように、構成機器の容量を決めることが重要な問題となる[1]。水素は日射の間歇性によるエネルギー供給の変動と需要の変動とを整合させるエネルギー貯蔵媒体であるが、水素の貯蔵量を過剰に設計すると、供給信頼性が向上する反面、エネルギーコストは不合理に高い値となる。経済性を高めるためには、システム構成機

器の容量を最小化して、適切な運転制御を行うことによって供給信頼性を確保する必要がある。現在の電力系統運用において需要変動に対して経済性と信頼性を兼ね備えたシステムを構成し運用する問題は、数理計画法やエキスパートシステムに基づく様々な技法による解決が図られているが、それらの技法をエネルギー供給源が不規則に変動するシステムに対して適用するには困難が多く、別の有効な方法が求められる。本稿では、機器の必要最小容量を決め、学習適応制御によって需要と供給を整合させる、太陽エネルギーシステムの構成と運用の方法を提案し、その有効性をモデルシミュレーションによって検証する。

2. 自立形太陽水素エネルギーシステム

自立形太陽水素エネルギーシステムの構成の概念を Figure 1 に示す。太陽電池(PV Array)の発電電力はパワーコンディショナ(dc/dc 及び dc/ac)を介して交流に変換され、負荷(Electric Load)に電力を供給する。発電電力に余力がある時には蓄電池(Battery)を充電し、さらに水電解装置(Electrolyser)で水素を製造して貯蔵槽(H₂ Gasholder)に蓄える。蓄電池は、太陽が雲に隠れた場合などの、数時間程度の太陽電池出力低下を補う電力貯蔵

を主な役割とする。水素エネルギー貯蔵は、夜間の発電及び数日間以上続く曇天や雨天時を燃料電池(Fuel Cell)発電で供給できる程度の規模とする。燃料電池の排熱利用設備や水素ガスバーナーなどを併設すれば、電気と熱の両方の需要に対しても自立供給が可能であるが、本稿では、予備的に、電力の自立供給について検討する。

負荷電力は、日射量(S)と負荷電力量(D)の変動に応じて太陽電池、蓄電池、燃料電池のうちの一つ以上で供給し、夜間は燃料電池を主として、必要に応じて蓄電池を補助的に使用する。

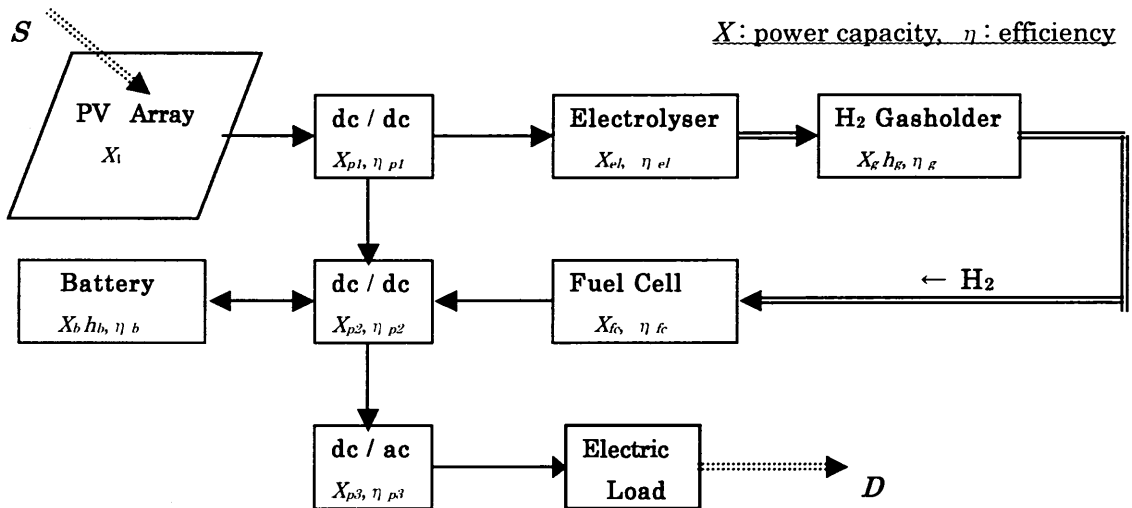


Figure 1. Schematic diagram of stand-alone solar hydrogen energy system.

3. 構成要素の容量

電力負荷パターンは複雑に変動する。一日の負荷を最大負荷 W_p kW から大きさの順に継続時間に対して並べたスペクトル図を、日負荷持続曲線(Daily load duration curve)と呼ぶ。負荷パターンモデルとして、この曲線の年間平均の典型的な形である Figure 2 の影を施した図形を用いる[2]。この図形の面積が 1 日当たりの電力需要量 Q に対応する。日射量は地球上の緯度によって大きく異なり、時間的には不規則に変動する。この日射パターンを単純化するため、日射量の年間連続平均値のデータを日射ピーク値 1kW/m²で割り、1kW/m²の日射の 1日当たり継続時間 Hh/day に換算する。このようにすると、出力 X₁ kW の太陽電池の 1日当たり発電量は、矩形 abcd に相当する X₁H kWh で表される。この発電量を直接負荷で消費する部分が abef、蓄電池と水素システムで貯蔵する電力量が fecd の面積に対応する。1日の電力需要量 Q に相当する

日負荷持続曲線の面積から、面積 abef を除く部分の面積が面積 fecd と等しくなるように、システム構成機器の容量を決めて運転制御する。機器の容量決定は、曲線 fe 間の平均電力 W kW と Figure 1 に記した記号を用いて以下のように行う。

出力容量 X₁ kW 太陽電池アレイの日射時間帯 H の発電量は、負荷電力 W kW の供給、水素製造量 X_{el} kW の水電解設備の運転、及び蓄電池 X_b kWh の充電に十分な量とするために、次の条件を満たす必要がある：

$$\eta_{p1} X_1 H \geq WH / \eta_{p3} \eta_{p2} + X_{el} H / \eta_{el} + X_b h_b / \eta_b \quad (1)$$

ここで η は効率、h_b は蓄電池の定格時間を表す。エネルギー貯蔵量は水素ガスホルダーに蓄えられる η_g X_{el} H kWh と、蓄電池の X_b kWh で、これらが太陽電池出力ゼロの時間帯の負荷 Q - WH を燃料電池と蓄電池で供給するのに十分な容量を持つように、次の条件を満たす必要がある：

$$\eta_{fc} \eta_g X_{el} H \geq X_{fc} (24 - H) \quad (2)$$

$$X_g h_g \geq \eta_g X_{el} H \quad (3)$$

$$\eta_{p2} \eta_{p3} X_b (24 - H) + \eta_{p2} \eta_{p3} X_e h_b \geq Q - WH \quad (4)$$

太陽電池出力がゼロの時にも、システムがピーク負荷を供給できる条件として、

$$\eta_{p2} \eta_{p3} X_b + \eta_{p2} \eta_{p3} X_e \geq W_p \quad (5)$$

を満たし、パワーコンディショナは次のような出力容量を持つ必要がある：

$$X_{p1} \geq \eta_{p1} X_1, \quad X_{p2} \geq X_a / \eta_a, \quad X_{p3} \geq W_p \quad (6)$$

各構成機器の出力容量は、次のシステム価格 C が最小となるように決める。

$$C = a_1 X_1 + a_{pc} (X_{p1} + X_{p2} + X_{p3}) + a_b X_b h_b + a_{el} X_{el} + a_g X_g h_g + a_e X_e \quad (7)$$

ただし、太陽電池アレイ価格 a_1 [万¥/kW]、パワーコンディショナ価格 a_{pc} [万¥/kW]、蓄電池価格 a_b [万¥/kWh]、水電解装置価格 a_{el} [万¥/kW]、水素ガスホルダー価格 a_g [万¥/kWh]、及び燃料電池価格 a_e [万¥/kW] と置いた。例えば、下のような仕様のシステムに対して容量を見積ってみる：

- ・電力消費量 $Q = 250/30$ kWh/日 (250kWh/月),
 $W = 0.6$ kW, $W_p = 3$ kW
- ・平均日射時間 $H = 3.9$ 時間/日 (1kW/m² 換算, 年平均)
- ・構成機器価
 $a_1 = 47.6$ 万¥/kW (現在) [3],
 21.5 万¥/kW (2015) [3]
 $a_{pc} = 10.6$ 万¥/kW (現在) [3],
 6 万¥/kW (2015) [3]; $\eta = 0.95$
 $a_b = 35$ 万¥/kW (現在) [4],
 20 万¥/kW (2015) [4]; $\eta = 0.8$
 $a_{el} = 17.5$ 万¥/kW (現在) [2],
 7 万¥/kW (2015) [2]; $\eta = 0.8$
 $a_g = 1.4$ 万¥/kW (現在) [2],
 1 万¥/kW (2015) [2]; $\eta = 1$
 $a_e = 35$ 万¥/kW (現在) [2],
 14 万¥/kW (2015) [2]; $\eta = 0.5$

これらの例示的データを(1)~(6)に代入して線形計画法を用いて解くと、次の結果が得られる。

$X_1 = 4.12$ kW, $X_{p1} = 3.91$ kW, $X_{p2} = 3.16$ kW, $X_{p3} = 3$ kW, $X_b h_b = 3.15$ kWh, $X_{el} = 1.79$ kW, $X_g h_g = 6.98$ kWh, $X_e = 0.17$ kW.

電力供給量 250kWh/月の太陽水素エネルギーシステムの

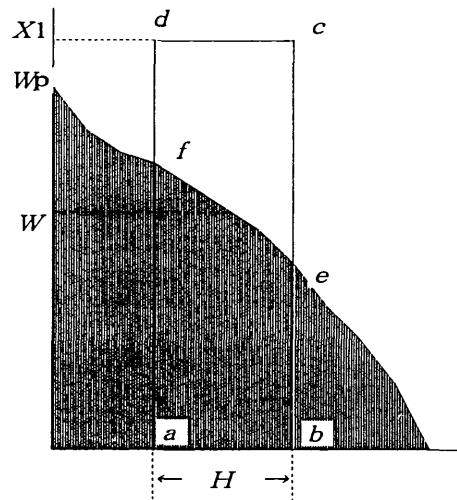


Figure 2. Daily load duration curve and mean insolation.

およその価格 C は、現在値 460 万¥, 2015 年投影値 234 万¥である。

構成機器の大部分は容量を規格化して生産するために、最適化計算で求めた価の端数は切り上げることになるので、システム価格は理論的最小価格よりも大分高くなる。以下に述べる制御法には、この価格の切り上げ分を節減できる付随的利点もある。

4. 制御法

気象と電力需要は不規則に変動するので、統計データの平均値に基づくデータを用いた上記の最適計算は、構成機器容量の目安を与えるが実際の運転の信頼性は保証しない。不規則変動や予定されていない状況に対しても安定なエネルギー供給を可能にする必要があり、そのためには、学習適応制御ともいべきアルゴリズムによって各構成機器を運転するのが有効と考えられる。そのような制御法の概念図を Figure 3 に示す。

制御器(controller)は、システム同定・学習機構(Learning and Identifying Mechanism)の信号に基づいて、制御対象の太陽水素エネルギーシステム(Solar Hydrogen Energy System)のパワーコンディショナ、蓄電池、水電解装置、及び燃料電池の運転を制御する。システム同定・学習機構は、日射量(S)と負荷電力量(D)の変動パターンを学習して記憶し、遭遇する日射と負荷のパターンに適合す

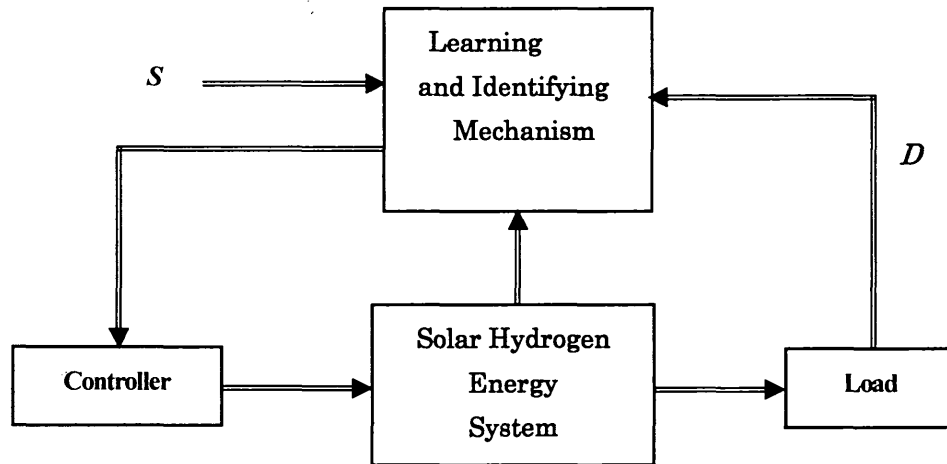


Figure 3. The adaptive control system with learning and identifying mechanism.

る運転モードを制御器に指令する。太陽が雲に隠れたときや急峻負荷に対しては蓄電池の放電制御で対応し、夜間及び数日間以上続く曇天や雨天時を燃料電池発電の電力で供給するように運転制御する。

日射と負荷電力の変動は過去のパターンを数多く学習、分類、記憶させ、過去と類似の状況に対して需要と供給が整合する制御モードを取るようにする。この学習・同定機構に、ニューラルネットワーク技法で ART(Adaptive Resonance Theory)[5]と呼ばれるアルゴリズムを応用すると、過去に組み込んだ学習結果を損なわずに、新たに遭遇する変動パターンに応じた学習結果を、記憶に付け加えることができる。アルゴリズムの概要を以下に記す：

①ネットワーク初期設定

$$b_{ij}(0) = 1, \quad f_{ij}(0) = 1/(n+1),$$

$$0 \leq i \leq n-1, \quad 0 \leq j \leq m-1$$

及び適合度判定閾値 τ ($0 < \tau < 1$) を設定。 $b_{ij}(t)$ と $f_{ij}(t)$ は、時刻 t の入力ユニット i と出力ユニット j の間の、フィードバック重み係数とフィードフォワード重み係数。これらの重みベクトルが出力代表パターン $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_m]$ を表す。 n は入力ユニット数、 m は出力ユニット数、 τ は入力とネットワークに蓄えられている代表パターンとの類似度を受容するか否か決める閾値。

②入力更新

パターンの信号ベクトル $\mathbf{X} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ をネットワークに入力する。

③類似度計算

$$\mu_j = \sum f_{ij}(t) \cdot x_i, \quad 0 \leq j \leq m-1$$

ここで μ_j は j 番目ユニットの出力、 x_i は i 番目の入力で 0 または 1。 Σ は $i=0$ から $n-1$ までの和。

④最も類似度が高いパターンの出力ノード選定

$$\mu_{j^*} = \max [\mu_j]$$

⑤選定された最類似パターン出力ノードの適合度判定

$$\sigma = \sum b_{ij}(t) \cdot x_i / \Sigma x_i$$

ここで $\sigma \leq \tau$ ならば⑥、 $\sigma > \tau$ ならば⑦へ進む。 Σ は $i=0$ から $n-1$ までの和。

⑥既存の最類似パターン取り消し

既定の最類似パターンのユニット j^* の出力を 0 にリセットして③に戻る。

⑦最類似パターン更新

$$b_{ij^*}(t+1) = b_{ij^*}(t) \cdot x_i, \quad \text{及び}$$

$$f_{ij^*}(t+1) = b_{ij^*}(t) \cdot x_i / (0.5 + \sum b_{ij^*}(t) \cdot x_i)$$

ここで、 Σ は $i=0$ から $n-1$ までの和。

⑧復帰、及び繰り返し

上の⑥でリセットしたユニットを復帰させ出力可能にして、②へ戻る。

入力パターン \mathbf{X} が⑤で $\sigma \leq \tau$ と判別計算されると、③から⑤の過程を繰り返して、 $\sigma > \tau$ になったとき⑦に移り、類似パターンユニット j^* のカテゴリーに分類される。 $\sigma > \tau$ が満たされない結果になった場合は、⑦の入力パターンとして新しいカテゴリー j^* が作られる。

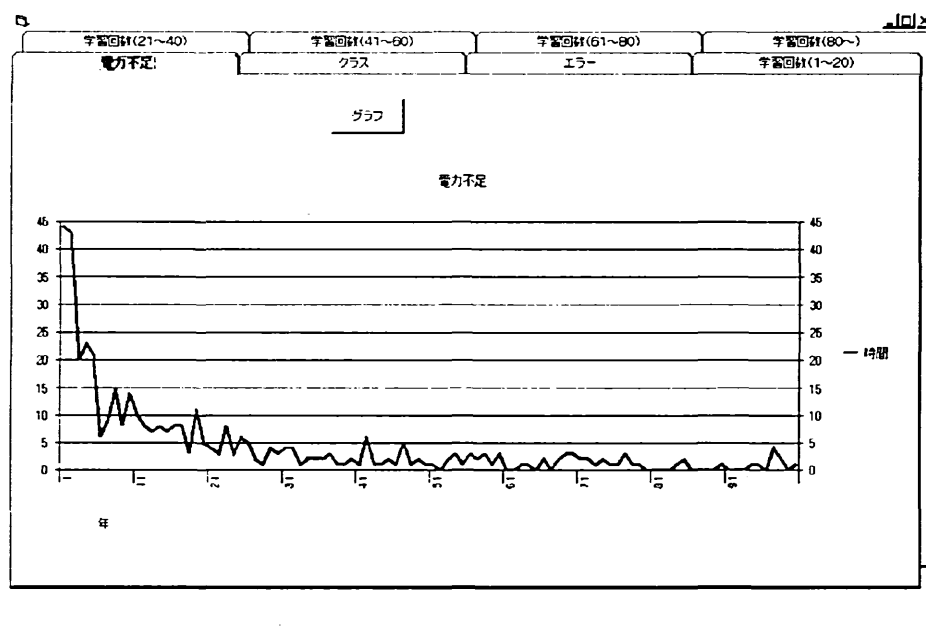


Figure 4. Learning process showing the decreasing power shortage with learning times ($\tau = 0.6$).

以上のアルゴリズムに基づくプログラムを用いて、日射量(S)と負荷電力(D)のさまざまな変動パターンを学習し、ネットワークに記憶させる。太陽水素エネルギーシステムの運転モードは、基本的には3種類ある。PVアレイ出力 X_P 、蓄電池定格出力 X_B 、燃料電池定格出力 X_{FC} 、水電解装置の定格水素出力 X_{EL} 、及び、それぞれの負荷率あるいは運転率を α_i で表すと、3種類のモードは次のように表せる：

$$\text{快晴時 } D = X_P - \alpha_1 X_B - \alpha_2 X_{EL},$$

$$\text{曇天時 } D = X_P + \alpha_3 X_B + \alpha_4 X_{FC},$$

$$\text{夜間 } D = \alpha_5 X_B + \alpha_6 X_{FC}.$$

D と X_P の測定値と学習したパターンを比較して、上の式を満たすように決めた α_i の値に基づいて、それぞれ対応する機器を作動させる。

5. シミュレーション

このような制御の可能性を、シミュレーションによって検証した。対象システムはFigure 1の構成で、各機器の容量は、太陽電池 $X_P = 3 \text{ kW}$ 、蓄電池 $X_B, h_b = 3 \text{ kWh}$ 、水電解装置 $X_{EL} = 3 \text{ kW}$ 、パワーコンディショナ $X_{P1} = 2.85 \text{ kW}$ 、 $X_{P2} = 3.2 \text{ kW}$ 、 $X_{P3} = 3 \text{ kW}$ 、及び燃料電池 $X_{FC} = 1 \text{ kW}$ とした。変換効率も3節のケースと同じ値である。負荷電力は、消費量 250 kWh/月 、最大先頭負荷 2.53 kW とし、1時間ごとに変化する実際の夏季需要変動パターンのデ

ータを用いた。天候変動のモデル入力には、東京の8月の気象データ[6]を用いた。

まず、1日の電力需要パターンと電力供給パターンを整合させる運転モードのプログラムを、ARTアルゴリズムに従って作成した。このプログラムで、気象データと負荷電力データを初期設定した後、1時間ごとに気温、天候等を変化させ、ARTネットワークに入力して学習、分類、記憶させた。学習効果は、744時間(一ヶ月)当たりの電力供給不足時間を計数して評価した。学習を重ねるにつれて、変動パターンの認識エラーが減少し、電力供給不足時間が少なくなるが、学習効果は主に類似度判定閾値 τ に依存して異なることが示された。

$\tau = 0.6$ の場合の学習過程をFigure 4に示す。学習開始時点では数日/月の電力供給不足が、50年分のパターンを分類し記憶したあたりから、約5時間/月(約0.7%)以下に安定した。この場合の学習分類過程をFigure 5に示す。分類したパターンのカテゴリ数が次第に増加して、約65種類に収束している。

試みに $\tau = 0.4$ とした場合の結果は、40年目を越えたあたりでカテゴリが35種類弱に飽和して、認識エラーはほぼ0になったが、学習を重ねても電力供給不足時間が約80時間/月(約11%)以下には減少しなかった。このように類似度判定を粗くすると、パターン分類がおおざっぱになり、ある種の入力パターンに対して過去の学習パターンから類似性が少ないパターンを出力して、運転モードを

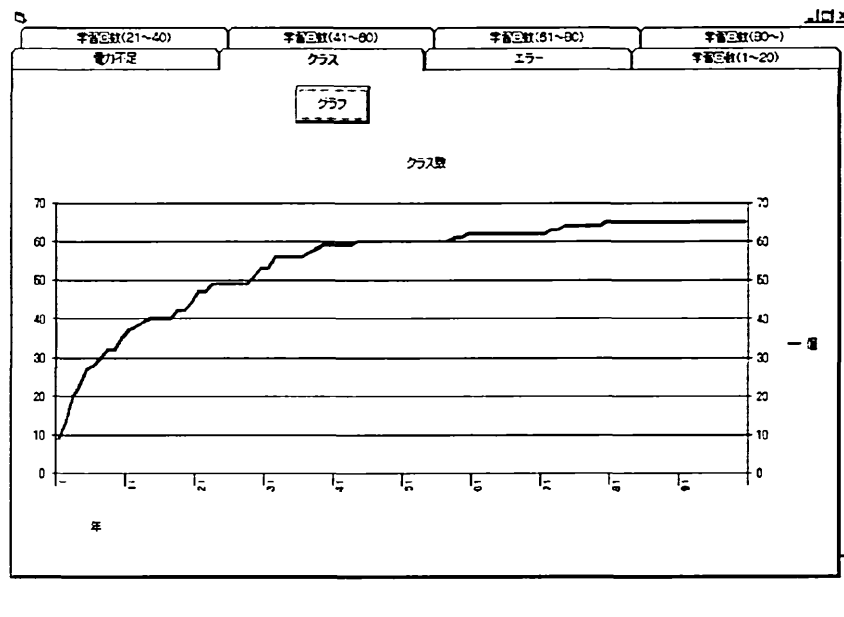


Figure 5. Pattern categorizing process for $\tau = 0.6$.

決める結果になる。逆に、類似度判定閾値を大きくした $\tau = 0.8$ の場合には、カテゴリーは約 130 種類に増加し、電力供給不足時間は $\tau = 0.6$ の場合よりも多くなり、約 10 時間月 (約 1.3%) となった。このように、類似度判定を過度に詳細にすると、僅かな入力の変化に対して全く別のカテゴリーを作って記憶するために、微細な変動が優先して、全体的類似性が劣るパターンの運転モードを選択する。

以上の結果は、類似度判定閾値に最適値があることを示している。

6. おわりに

太陽水素エネルギーシステムの構成機器の最適容量は、線形計画法や整数計画法などによって、システム価格が最小となるように決めることができる。その場合に利用する気象変化と電力負荷変動のデータは、統計データの平均値であるため、平均より大きい側の変動に対して電力供給不足となる時間帯が隠されている。供給信頼度を高めるためには、したがって、電力供給量と電力需要が整合するように、システム構成機器を制御する必要がある。その制御には、ニューロコンピューティングによって分類し、記憶した変動パターンを参照する方法が有効である。

自立形太陽水素エネルギーシステムに対して、ニューラルネットワークのアルゴリズムに基づく学習適応制御を、コンピュータシミュレーションで動作させた結果、電力供給不足時間が非常に少なくなることを検証した。天候及び

電力負荷の変動パターンの類似度を判定する閾値 τ をはじめ、制御に関するパラメータを精緻に調整すれば、電力供給不足時間はゼロに近付くであろう。

このようなプログラムを書き込んだマイクロプロセッサに、多数の天候パターンを学習させて、制御に使用することによって、自立形太陽水素エネルギーシステムに経済性と信頼性を付与することが期待できる。

プログラムがやや複雑になるが、同様のアルゴリズムで、システムに太陽集熱器と燃料電池排熱回収装置及び蓄熱槽を加えた、熱電併給の自立システムを構成することも可能と思われる。

参考文献

1. エンジニアリング振興協会：平成 9 年度通商産業省工業技術院委託調査研究報告書「エネルギー自立度向上のためのシステム構成と運用に関する調査研究」, (1998).
2. 伊原, 菅原：太陽光発電における水素貯蔵の有用性, 水素エネルギーシステム, Vol.22, No.1, pp.33-38, (1997).
3. 太陽光発電技術研究組合：平成 12 年度新エネルギー・産業技術総合開発機構委託業務成果報告書「太陽光発電評価の調査研究」, p.220, (2001)より試算.
4. インターネット掲示カタログ(2001.11 現在)検索結果より推定.
5. P.D. Wasserman (石井, 塚田訳)：ニューラルコンピューティング, 森北出版 (1993).
6. 日本気象学会：気象科学事典, (1998).