ニューラルネットワークによる発電機 起動停止計画問題の一解法

正員 佐々木 博 司 (広島大)

正員 藤 井 裕 史 (広島大)

正員 渡 辺 雅 浩 (広島大)

正員 久保川 淳 司 (広島大)

正員 餘利野 直 人 (広島大)

A Solution Method of Unit Commitment Problem by Means of Neural Network

Hiroshi Sasaki, Member, Yuhji Fujii, Member, Masahiro Watanabe, Member, Junji Kubokawa, Member, Naoto Yorino, Member (Hiroshima University)

This paper studies the feasibility of applying the Hopfield type neural network to unit commitment problems of a large power system. The unit commitment problem is to determine an optimal schedule of what thermal units must be started or shut off to meet the anticipated demand; it can be formulated as a complicated mixed integer programming problem with a number of equality and inequality constraints. In our approach, the neural network gives the on/off states of thermal units at each period and then the output power of each unit is adjusted to meet the total demand. Another feature of our approach is that an adhoc neural network is installed to satisfy inequality constraints which take into account spinning reserve constraints and minimum up/down time constraints. The proposed neural network approach has been applied to solve a unit commitment problem of 30 units over 24 periods; results obtained were close to those by the Lagrangian relaxation method.

キーワード：ニューラルネットワーク，発電機起動停止計画問題，組合せ最適化問題

1. ま え が き

電力系統の運用計画の作成は，発電機起動停止計画の策定など，組合せ最適化問題を解くことに帰着されるものが多く，その大多数はNP完全問題である。大規模の電力系統に対してこれらの問題を解く場合，膨大な計算量が必要となることが多いため，何らかの打開策が強く求められている。

本研究は，ニューラルネットワークの組合せ最適化問題への有効性に着目し⁽¹⁾，大規模電力系統における発電機起動停止計画問題への適用可能性について検討したものである。

ニューラルネットワークは，脳の神経細胞であるニューロンを模式化した多入力-出力の簡単な素子（以

後“ニューロン”と呼ぶ）を多数相互結合したものである。ニューロンは入力の総和がある一定の値を超えたときだけ出力を出す。ニューラルネットワークの主な機能としてはパターン認識，連想記憶，最適化演算などが挙げられ，電力系統に対しても幾つかの適用研究⁽²⁾⁽³⁾がある。

発電機起動停止計画問題は多くの等式・不等式制約を含む非常に困難な最適化問題であり，現在までに提案されている主な手法は

(1) 動的計画法の適用⁽⁴⁾

(2) 分枝限定法の適用⁽⁵⁾

(3) ラグランジュ緩和法の適用⁽⁶⁾⁽⁷⁾

に分類される。ここで(1)，(2)の方法は発電機数の増加に伴って，計算時間と記憶容量が急激に増加する

ので実用的でない。また、(3)の方法は多数の発電機を含むシステムに対しても有効であるが、必ずしも最適解が得られるわけではなく、かなりの計算時間も必要とされる。

本研究では発電機起動停止計画問題を解くために、組合せ最適化問題の有力な解決機構である Hopfield 形ネットワークを拡張して応用した。発電機起動停止計画問題において不等式制約は大きな役割をもつ。不等式制約をニューラルネットで取扱うために、本研究では不等式制約専用のネットワークを加える方法⁽⁸⁾を応用し、運転予備力制約のみならず最小運転/停止時間制約を考慮することを可能とした。

問題の解法手順は、ニューラルネットワークを用いて各期間で運転すべき発電機を決定した後、発電機の出力を調整して需給バランスをとるものである。本論文では 30 機 24 期間の起動停止問題を本手法によって解いたところ、ラグランジュ緩和法によって得られた解にかなり近い解が得られたので報告する。

2. 組合せ最適化問題のためのニューラルネットワーク

〈2・1〉 Hopfield 形ネットワーク 当初、Hopfield らが開発したネットワークはアナログ回路で構成されており、図 1 に示すようなものであった。このネットワークにおいてニューロンは二つの演算増幅器によって構成されている。これはニューロン間の結合に非抑制的なものと抑制的なものがあるためであり、非反転(+)と反転(-)出力を与えることが必要となるからである。そして、ニューロン間の結合は増幅器 j の出力をコンダクタンス W_{ij} を通して増幅器 i の入力へ結合することによって実現されている。ここで、Hopfield らはネットワークのエネルギー関数 E を次式で定義し、この関数が時間と共に減少し、 E の極小値の一つにネットワークが収束することを証明した。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^n V_i I_i \dots \dots \dots (1)$$

よって、ネットワークのエネルギー関数の最小値が、解くべき問題の最適解となるように定式化を行い、 W_{ij}, I_i を決定すれば、問題を解くニューラルネットワークが構成できる。

〈2・2〉 不等式用ニューロン 前節で示したニューラルネットワークでは不等式制約をもつ組合せ最適化問題を解くことはできないが、実際の問題では不等式制約を含む場合がほとんどである。本研究では Hopfield らが 2 変数、4 制約の簡単な線形計画問題

図 1 Hopfield 形ネットワーク
Fig. 1. Hopfield neural network model.

図 2 線形計画問題用ネットワーク
Fig. 2. Neural networks for linear programming.

を解くために用いたニューラルネットワーク⁽⁸⁾を拡張して応用した。不等式制約を含む線形計画問題は次のように定義される。

$$\text{Min.} \quad P = AV \dots \dots \dots (2)$$

$$\text{Sub. to} \quad D_j V \geq B_j \quad (j=1, \dots, m) \dots \dots (3)$$

$$D_j = (D_{j1}, \dots, D_{jn}) \dots \dots \dots (4)$$

ここで、 V : n 次の変数ベクトル、 A : n 次のコスト係数ベクトル、 D_j は制約係数ベクトル、 B_j : 境界値

この問題を解くためのネットワークを図 2 に示す(ただし、簡単のため結合係数の負(-)符号は反転増幅器からの入力を表す)。左側の n 個の増幅器(変数用増幅器)の出力は線形計画問題の変数 V に対応し、その入力 u として、 A の要素に比例する電流と制約用増幅器からの電流の和が供給される。また、右側の m 個の増幅器(制約用増幅器)は不等式用ニューロンであり、その出力は Y で表される。そして、その入力には、境界値 B_j に比例する一定の入力電流と i 番目の変数用増幅器からの D_{ji} に比例する電流の和 h_j が供給される。この不等式用ニューロンの出力は変数用増幅器に $-D_{ji}$ に比例する電流を入力する。各増幅器の入出力関係は以下のように表される。

(変数用増幅器)

$$V_i = g(u_i); g(u_i): \text{線形関数} \dots\dots\dots (5)$$

(制約用増幅器)

$$Y_j = f(h_j); u_j = D_j V - B_j \dots\dots\dots (6)$$

$$f(h_j) = 0 \quad (h_j \geq 0) \dots\dots\dots (7)$$

$$f(h_j) = K u_j \quad (h_j < 0) \dots\dots\dots (8)$$

関数 f は制約が満足されない場合、変数用増幅器へ大きな入力を与える。なお、制約用増幅器の応答は変数用増幅器の応答に比べて極めて高速であることが必要である⁽⁶⁾。このネットワークは、制約用増幅器と変数用増幅器の結合が非対称であっても、変数用増幅器の入出力関数の逆関数が単調増加であるならば、ネットワークのエネルギー関数の極小値に収束する⁽⁸⁾。

しかし、上述のネットワークでは変数が連続値をとるため、このままでは組合せ最適化問題には適用できない。そこで、本研究では、変数用増幅器が値 0, 1 のみを出力するように次のように変更した。

(変数用増幅器)

$$V_i = g(u_i) \dots\dots\dots (9)$$

$$g(u_i) = \{1 + \tanh(u_i)\} / 2 \dots\dots\dots (10)$$

関数 g の逆数は単調増加であるので、このように変更を行ってもネットワークはエネルギーの極小値に収束する。

このネットワークは、(i) 制約を従来のように⁽¹⁾⁻⁽³⁾目的関数として扱わないため、目的関数の係数を決定する必要がない、(ii) Hopfield らが示した線形計画問題用ネットワークと同様に、不等式制約を満足しない解には収束しないという特徴をもつ。

3. 発電機起動停止計画問題の定式化

発電機起動停止計画問題は「考察期間内で適切なレベルの供給予備力を確保しつつ系統の電力需要を満たし、かつ期間内の総運転費を最小にするような発電機の起動停止パターンを決定する問題」と定義できる。この問題は、(i) 需要電力と供給電力は各期間内で一定、(ii) 各期間での電力需要は既知、(iii) 送電損失は無視、(iv) 供給予備力は与えられる、(v) 発電機の燃料費特性は線形関数で表される、という条件のもとで以下のように定式化することができる。

〔目的関数〕

燃料費+起動費

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T \left\{ V_{ij} f_i(P_{ij}) + S_i V_{ij} (1 - V_{i,j-1}) \right\} \dots\dots\dots (11)$$

ただし、 N : 発電機台数、 T : 考察期間、 V_{ij} : 期間 j における発電機 i の状態 (発電機 ON: 1, OFF: 0), f_i : 発電機 i の燃料費、 S_i : 発電機 i の起動費、 P_{ij} : 期間 j における発電機 i の出力

〔制約条件〕

(需給バランス制約)

$$\sum_{i=1}^N P_{ij} = D_j \dots\dots\dots (12)$$

ただし、 D_j : 期間 $j(j=1, \dots, T)$ における需要 (発電機の出力上下限制約)

$$V_{ij} P \min_i \leq P_{ij} \leq V_{ij} P \max_i \dots\dots\dots (13)$$

ただし、 $P \min_i, P \max_i$: 発電機 i の最小、最大出力

(運転予備力制約)

$$\sum_{i=1}^N P \max_i V_{ij} \geq D_j + R_j \dots\dots\dots (14)$$

ただし、 R_j : 期間 j における運転予備力

(最小運転時間制約(mut))

$$V_{ij} = 1 \quad \text{for} \quad 0 \leq X u_{ij} \leq \text{mut}(i) \dots\dots\dots (15)$$

ただし、 $X u_{ij}$: 期間 j までの連続運転時間、 $\text{mut}(i)$: 発電機 i の最小運転時間

(最小停止時間制約(mdt))

$$V_{ij} = 0 \quad \text{for} \quad 0 \leq X d_{ij} \leq \text{mdt}(i) \dots\dots\dots (16)$$

ただし、 $X d_{ij}$: 期間 j までの連続停止時間、 $\text{mdt}(i)$: 発電機 i の最小停止時間

4. ニューラルネットワークの設定

〈4.1〉 問題のネットワークへのマッピング

発電機起動停止問題をネットワークにマッピングするにあたって、若干の近似が必要となる。本研究では、発電機 i の期間 j における状態変数 V_{ij} に対し 1 個の変数用ニューロンを割当て、その出力値 1, 0 をそれぞれ発電機の運転、停止状態に対応させた。このため、発電機の運転時の出力および燃料費を一定と近似してネットワークを動作させ、得られた結果より従来のアルゴリズムで需給バランスを調整するという方法をとる必要がある。また、起動費は各発電機で一定とした。これより本問題のニューラルネットワーク上へのマッピングは次式のようなになる。

〔目的関数〕

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T f_i V_{ij} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T S_i V_{ij} (1 - V_{i,j-1}) \dots\dots\dots (17)$$

ここで、燃料費 f_i として、最大出力および最小出力時のコストの平均値を用いた。上述の近似のために、ネットワークの目的関数の最小値は原問題の最小値に

厳密には一致しない。しかし、大規模な問題に対してはこの誤差は現在のところ、いたしかたないものと考ええる。

「制約条件」

(需給バランス、運転予備力制約)

本研究ではネットワークの収束結果から従来のアルゴリズムで需給調整を行うため、ここでは需給バランスを考慮する必要はない。しかし、運転予備力制約のみを考慮した場合、余剰の発電力が大きくなりすぎる、つまり必要以上の発電機を起動する解を得る可能性がある。このような状態を避けるため、各期間ごとに与えられた需要量に対しプラス、マイナス両方向に適当な幅を設定し、これらをそれぞれ需要上限制約、需要下限制約と呼ぶことにする。そして、ON 状態にある発電機の最低出力の和が需要下限制約より小さく、また最大出力の和が需要上限制約より大きくなるように、二つの不等式で制約する方法を採用した。よって運転予備力制約は次式のように表される。

$$\sum_{i=1}^N P \min_i V_{ij} \leq D_j - Run_j \dots \dots \dots (18)$$

$$\sum_{i=1}^N P \max_i V_{ij} \leq D_j + R \sigma_j \dots \dots \dots (19)$$

ただし, Run_j, Rov_j : 期間 j の需要下限制約, 需要上限制約

(最小運転, 停止時間制約)

最小運転，停止時間制約は，対象とする期間までの発電機の状態を示す変数 Xu_{ij}, Xd_{ij} によって表現されている。しかし，本研究で扱うネットワークでは変数 V_{ij} によって制約を表現しなければならないため，これら両制約は各発電機のすべての期間について不等式制約に置換する方法を採用した。すなわち，変数 V_{ij} に対して一つ不等式制約が必要となる。

〈最小運転時間制約〉

発電機 i の期間 j に対する制約は、最小運転時間に対応する期間数を $\text{mut}(i)$ とすると次式のように表現できる。

$$\sum_{d=i-\text{mut}(i)}^j D_{id} V_{id} \leq 1 \dots\dots\dots (20)$$

ここで、

$$\begin{cases} D_{id} = -2^{d-j+\text{mut}(i)} & (d=j-\text{mut}(i), \dots, j-2) \end{cases} \quad (25)$$

$$D_{id} = 2^{\text{mut}(i)-1} \quad (d=j-1) \quad \dots\dots\dots (22)$$

$$D_{id} = -2^{\text{mut}(i)-1} \quad (d=j) \dots\dots\dots (23)$$

期間 j で発電機を停止した場合 ($V_{i,j-1}=1$ かつ $V_{ij}=0$ の場合)，それ以前に最小運転時間以上運転していなければ (20) 式は満たされない。

〈最小停止時間制約〉

発電機 i の期間 j に対するこの制約は、最小停止時間に相当する期間数を $\text{mdt}(i)$ とすると、最小運転時間制約と同様に上述の D_{id} を用いて次式のように表すことができる。

$$\sum_{d=i-\text{mdt}(i)}^j D_{id} V_{id} \leq -2^{\text{mdt}(i)-1} \dots\dots\dots (24)$$

〈4・2〉 ニューロン間の結合の決定

〔目的関数〕

(17)式と(1)式を比較することによって、変数用ニューロン V_{i2j2} から V_{i1j1} への結合 $W_{1i1j1, i2j2}$ および変数用ニューロン V_{ij} へのバイアス電流 I_{1ij} は次のように決定できる。

$$W_{1i_1i_1,i_2i_2} = S_{i_1} \delta_{i_1,i_2} \delta_{i_2,i_1-1} \dots\dots\dots (25)$$

$$I1_{ii} = -f_i - S_i \dots \dots \dots (26)$$

ここで, $\delta_{ij}=1 \quad (i=j), \quad \delta_{ij}=0 \quad (i \neq j)$

〔制約条件〕

変数用ニューロンから不等式用ニューロンへの結合は不等式を下限値制約の形にしたときの係数の値を用いる。不等式用ニューロンから変数用ニューロンへの結合は、制約を違反した場合、変数の値が制約を満たすように変更されるように決定する必要がある。例として需要下限制約の場合を示す。

(18)式より、各結合は次のように得られる。

(i) 変数用ニューロン V_j から不等式用ニューロン Y_{2j} への結合 $W_{2j,j}$

$$W2_{i,ij} = -P \min_i \dots\dots\dots (27)$$

(ii) 不等式用ニューロン Y_{2j} から変数用ニューロン V_{ij} への結合 W_{3ij}

$$W3_{ij,j} = P \min_i \dots\dots\dots (28)$$

(iii) 不等式用ニューロン Y_{2j} のバイアス電流 I_{2j}
 $I_{2j} = D_j - R_{ynj}$ (29)

図 3 発電機起動停止計画問題用ネットワーク
Fig. 3. Network for unit commitment.

図 4 本手法の流れ

Fig. 4. Flowchart of the method.

これと同様にして、各結合を決定したネットワークの構造を図 3 に示す。

〈4・3〉 起動停止計画の決定 本研究では、図 4 に示すような手順に従って起動停止問題を解く。まず、前述のように系統データにより決定されたニューロン間の結合とバイアス電流を用いてニューラルネットワークを構築する。次に、ネットワークを動作させて各期間に運転する発電機を決定する。そして、運転状態にある発電機の出力を単位出力あたりの運転費による優先順位に従って調整することで需給バランスをとり、起動停止計画は決定される。

また Hopfield 形ネットワークのシミュレーションにおいては、いかにしてエネルギー状態のローカルミニマム（局所的最小値）に収束することを防ぐかが重要である。本研究ではこれに対して、各変数用ニューロンの入力にガウス雑音を加える簡単なアニーリングや、シャープニング⁽⁹⁾を行った。

5. 計算機シミュレーション結果

本章では本手法の有効性を検討するために、30機-24 期間の問題を前述のようなネットワークを想定して計算機でシミュレーションを行い、その結果を従来のラグランジュ緩和法によって得られた解と比較して示す。需要データは図 5 に示されるように 2 日間の需要予測を 24 期間に分けて用いた。この例では 1 期間は 2 時間となる。そしてこの問題に対するネットワークはニューロン数 2,208 個、結合数 10,500 本と、かなり大きいものとなった。本手法ではニューラルネットワークに与える初期値によって、得られる解に多少のばらつきが現れる。このため結果の評価を行いやすいように、区間 [0, 1] の一様乱数を用いて 100 とおりの初期値を作成し、ネットワークを動作させた。結果をコストに関するヒストグラムとして図 6 に示す。図中

図 5 需要曲線

Fig. 5. Demand curve.

図 6 シミュレーション結果

Fig. 6. Simulation results.

の 263.35 の点がラグランジュ緩和法によって得られた最もよい解である。これに対して、本手法では 265~271 の間に値が集中している。このことから本手法はニューロ素子を実際に用いて解いた場合、ラグランジュ緩和法によって得られる解にかなり近い解が高速に得られるであろうことがわかる。また、今回のシミュレーションでは得られていないが、263~265 の間の解も初期値の設定やアニーリング、シャープニングの方法いかんによっては得られるであろうと考えられる⁽⁹⁾。

6. あとがき

本論文ではニューラルネットワークによって発電機起動停止計画問題を解く手法を示した。本手法では、Hopfield 形ネットワークに不等式制約用の特別なニューロンを導入することによって、不等式制約を含む組合せ最適化問題用のネットワークを実現し、この手法の有効性をシミュレーションによって確認した。ニューロ素子のハードウェア化が確立されていない現時点では、ニューラルネットワークの最大の特徴の一つである高速性は得られない。しかし、ニューラルネットワークの電力系統への適用可能性という面では大いに期待できる結果が得られたと考えられる。

(平成 2 年 8 月 23 日受付, 同 3 年 1 月 18 日再受付)

文 献

- (1) J.J. Hopfield & D.W. Tank: "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", *Biological Cybernetics*, **52**, 141 (1985)
- (2) 福井・川上: 「ホップフィールド型ニューラルネットによる混合整数問題の解法」, 電気学会電力技術研資, PE-89-34 (平元)
- (3) 西村: 「ニューラルネットの電力系統への適用に関する考察」, 電気学会システム・制御研資, SC-88-20 (昭63)
- (4) 山城: 「火力発電機群の起動停止問題の一解法」, 電学論 B, **50**, 391 (昭48-9)
- (5) 大内, 他: 「火力発電機群の起動停止問題に対する分子限定法による解法」, 電学論 B, **58**, 461 (昭50-10)
- (6) A. Merlin: "A New Method for Unit Commitment at Electricite de France", *IEEE Trans. PAS-102*, 1218 (1983)
- (7) 青木, 他: 「揚水発電所を含む系統の最適運用計画」, 電気学会電力技術研資, PE-83-16 (昭58)
- (8) J.J. Hopfield & D.W. Tank: "Simple Neural Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit", *IEEE Trans. CAS-33*, 533 (1986)
- (9) 秋山, 他: 「ガウシアンマシンによる組み合わせ最適化」, 電子情報通信学会技報, MBE88-183 (昭63)

佐々木 博 司 (正員)

昭和16年3月10日生。43年3月早稲田大学大学院理工学研究科博士課程(電気工学専攻)修了。同年4月広島大学工学部電気工学科講師, 55年10月第二类(電気系)助教授, 平成元年11月同教授(電力工学教育科目担当), 現在に至る。工学博士。主として, 電力系統の過渡安定度, 状態推定, 最適潮流計算法, エキスパートシステムの応用に関する研究に従事。IEEE, CIGRE, 日本太陽エネルギー学会, 情報処理学会, エネルギー・資源研究会会員。

藤 井 裕 史 (正員)

昭和40年12月25日生。平成2年3月広島大学大学院博士課程修了。同年4月(株)松下電器産業勤務。

渡 辺 雅 浩 (正員)

昭和41年11月19日生。平成3年3月広島大学大学院博士課程前期修了。同年4月(株)日立製作所勤務。

久保川 淳 司 (正員)

昭和62年3月広島工業大学工学部電子工学科卒業, 平成元年3月広島大学大学院博士課程前期修了, 同年4月同後期に進学。平成2年7月広島大学助手, 現在に至る。

餘利野 直 人 (正員)

昭和33年1月24日生。58年3月早稲田大学大学院修士課程修了。同年4月富士電機製造(株)入社。59年4月早稲田大学大学院理工学研究科博士課程に進学。60年4月早稲田大学理工学部助手, 62年4月広島大学工学部助手。電力系統安定度および電力系統の経済運用に関する研究に従事。1985年 George Montefiore 受賞。IEEE 会員。