

環境変化に対応した電力需要予測システムの開発

需要予測の精度向上を目指して

Developing an Electric Power Load Forecasting System that can Adapt to Environmental Changes

Improving the Accuracy of Electric Power Load Forecasting

(系統運用部 制御システムG)

従来の電力需要予測システムは気象予測データや蓄積した気象実績・需要実績データを入力因子とするニューラルネットワーク(以下「NN」という)により需要予測を行なっているが、環境変化により誤差が拡大する傾向にある。今回、構造化NNの採用など予測アルゴリズムの改善や入力因子の最適化により予測精度の向上が図れたため報告する。

(Control System Group, Power System Operation Department)

The existing Electric Power Load Forecasting System forecasts electric power load by a neural network with weather information and accumulated electric power load results. However, forecasting errors based on environmental changes are increasing. Therefore, at this time we would like to report on improvements in the accuracy of forecasting that we achieved by optimizing the input factor and improving the forecast algorithm by adopting a structuralized neural network.

1 背景・目的

当日・翌日の最大電力需要予測は、発電計画、需給調整、系統運用において、安定的かつ効率的な電力供給を行うための基礎となるデータを導出する重要な業務である。系統運用部では平成8年よりNN技術を採用した電力需要予測システムを活用して予測業務を行なっているが、分散型電源の普及等の電力系統を取り巻く環境の変化により導入当初と比較して予測誤差が拡大する傾向にある。

そこで、現在の需要状況に対応した高精度な電力需要予測システムを開発した。

どの季節のNNを使うかを判断している。入力因子としては、予測対象日の前日および1週間前の最大電力需要や名古屋の気象情報、曜日情報を取り入れている。

(2) 従来システムの問題点

従来システムにおいて、平成14年度の実績値を基に需要予測のシミュレーションを実施した結果を第2、3表に示す。

絶対値平均誤差は3%近くに達しており、特に休日の予測精度が低くなっている。また、月別の予測精度を見ると、7月や9月などの季節の変わり目で予測精度が低下している。

第2表 従来システムの予測精度(曜日別)

曜日区分	絶対値平均誤差 [%]
平日	2.45
休日	3.52
全日	2.73

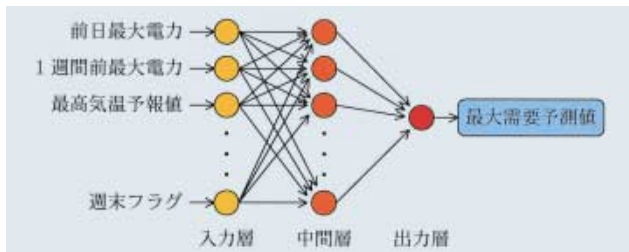
第3表 従来システムの予測精度(月別)

月	4月	5月	6月	7月			
絶対値平均誤差 [%]	2.05	2.38	2.69	3.98			
8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月
3.22	3.84	2.69	2.50	2.08	2.50	2.79	1.75

2 研究の概要

(1) 従来システムの概要

従来の電力需要予測システムは、予測モデルとして3層構造のNNを使用している。さらに、そのNNを各季節毎(春夏秋冬)に持っており、予測する時期に合わせて、



第1図 従来システムのNNモデル

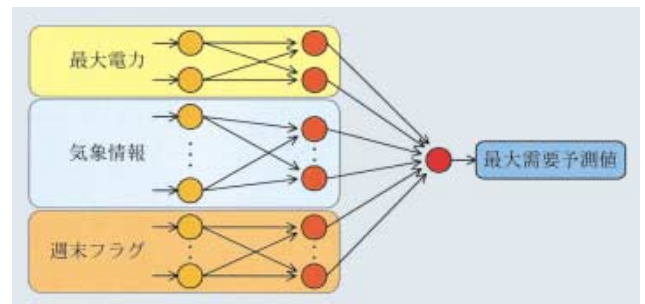
第1表 季節別入力因子

入力	春季	夏季	秋季	冬季
最大電力	前日・1週間前			
気象情報 (名古屋)	最高気温	当日~2日前	当日~1週間前	当日~2日前
	最低気温			
	最小湿度			-
天気	-	-	-	当日
週末フラグ	土曜日	当日~2日前		
	日曜日			

(3) 新需要予測アルゴリズムの開発

構造化NNの導入

新たな電力需要予測システムでは構造化NNを適用することとした。構造化NNは、中間層までの計算を入力



第2図 構造化NNモデル

因子グループ毎に分割しており、従来のNNに比べて、「重畳エネルギー関数法」「忘却付き構造学習」「コンパクト構造化」といった機能を有している。そのため、予測対象に対して最適な規模のNNが構築され、従来のNNに比べて予測精度が向上する。

季節別NNの改善

季節の変わり目である7月(9月)は従来システムでは春季NNと夏季NN(夏季NNと秋季NN)の結果を合成して算出していたが、今回新たに春夏季NNと夏秋季NNを追加し、計6つのNNを使用して予測することとした。

低減率自動計算機能の開発

低減率とは、平日の最大電力と土日・祝日などの休日の最大電力の比率である。休日の予測においても、NNは平日相当の最大電力予測値を出力するため、これに低減率を掛けることで休日の最大電力予測値を得ている。従来システムでは運用者が各日毎に経験的に算出した低減率を設定していたが、最適な低減率を自動で計算させる手法を開発し、休日の予測精度を向上させた。

新アルゴリズムの評価

従来システムと同様に新しい電力需要予測アルゴリズムにおいて、平成14年度の実績値を基にした需要予測のシミュレーションを実施した結果を第4、5表に示す。

従来システムに比べて、平日・休日ともに1%程度予測精度が向上した。また、月別の予測精度を見ても、季節の変わり目である7月・9月の予測精度が大きく向上していることがわかる。

第4表 新アルゴリズムの予測精度(曜日別)

曜日区分	絶対値平均誤差 [%]
平日	1.57
休日	2.46
全日	1.81

第5表 新アルゴリズムの予測精度(月別)

月	4月	5月	6月	7月			
絶対値平均誤差 [%]	1.57	1.67	1.79	2.23			
8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月
2.16	2.00	2.19	1.61	1.69	1.51	1.81	1.40

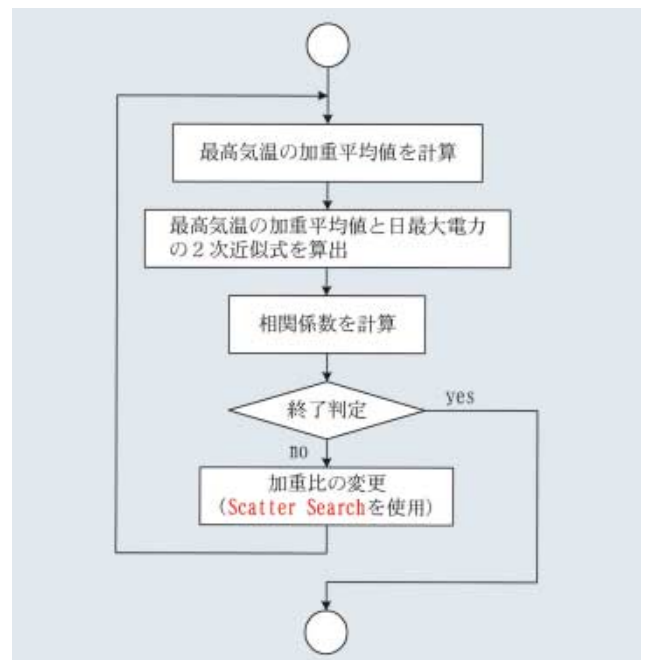
(4) 入力因子の最適化

多地点気象情報の採用

従来システムで入力因子としている気象情報は名古屋の情報のみであるが、当社の電力供給エリアは愛知・静岡・三重・岐阜・長野の5県にわたっており、他地域の気象状況が全社総需要に及ぼす影響が考えられる。そこで、多地点気象情報の加重平均値を入力因子として、予測精度を向上させる方法を検討した。

採用する気象情報は、各支店所在地(飯田を含む)に四日市を加えた8地点分とした。予測精度向上のためには、多地点気象情報の加重平均値と最大電力需要との相

関が最大となるような加重比を設定する必要がある。電力需要は気象(特に最高気温)と2次の相関があることが知られているため、8都市の最高気温を加重比にて平均化した値と日最大電力の2次の近似式の相関係数 R^2 を目的関数とした最適化問題として加重比を算出することとした。加重比算出のフローチャートを第3図に示す。ここで、加重比を変更する最適化アルゴリズムはScatter Searchを用いた。



第3図 加重比算出のフローチャート

多地点気象情報採用時の評価

算出した加重比により、多地点気象情報を平均化した値を入力因子とした新電力需要予測システムにおいて、平成14年度の実績値を基に需要予測のシミュレーションを実施した結果を第6表に示す。

名古屋1地点の気象情報を入力因子とした場合に比べて、予測精度の向上が見られた。

第6表 多地点気象情報採用時の予測精度

曜日区分	絶対値平均誤差 [%]	
	多地点	名古屋1点
全日	2.54	2.67

3 今後の展開

本研究の結果、予測アルゴリズムの改良や入力因子の最適化により電力需要予測システムの精度向上が図れた。

現在、開発した新需要予測アルゴリズムに多地点気象情報を採用した場合の予測精度を評価中である。

本研究成果は、平成19年度のシステムリプレイスで導入する新電力需要予測システムに適用予定である。



執筆者 / 小林正行
Kobayashi.Masayuki@chuden.co.jp