

## ニューラルネットワークを用いた屋内不点故障発生件数の推定に関する事例研究

藤広敏幸<sup>†</sup>, 土肥正<sup>‡</sup>, 尾崎俊治<sup>†</sup>

<sup>†</sup>(株)中国電力本店研修センター, <sup>‡</sup>広島大学工学部

### 1. はじめに

今日、電力は日常生活で必要不可欠なエネルギーとして利用されている一方で、一旦停電が発生するとたちまち社会生活全般に深刻な影響を与える。よって現在、電力会社においては、屋内不点故障の修理サービスが行われている。屋内不点故障（以下では単に「故障」とよぶ）とは、末端配電設備の故障による停電のことであり、業務の性質上いつ何時発生するか全く予測がつかない。また、停電による社会的影響や電気の安全利用の観点から、故障発生の連絡により出勤要請があれば、作業員は直ちに現場に急行する必要がある。そのため、故障の発生が輻輳した場合、作業員は日常業務を中断し、故障修理に向かわなければならない、故障発生件数を正確に予測することは業務効率化のためには重要な問題となる。実際には、管理職が経験と勘により故障発生件数を予想し、要員数を決定しているのが現状である。そこで本稿では、確率モデルとニューラルネットワークを用いて故障発生件数の推定を行うことを試みる。

### 2. 屋内不点故障の発生原因

故障の発生原因には多種多様なものがあり、一概に特定することは困難であるが、あえて大別すれば以下の2つのパターンに分類される。

- (i) 電気器具の故障や配線の接触不良に伴う漏電遮断機もしくはブレーカーの動作、照明機具の故障による不点等の偶発的な原因。
- (ii) 冷暖房等の電力需要の増加によるヒューズの溶断、過負荷遮断器の動作、柱上変圧器保護用のカットアウトヒューズの溶断等の電力需要に関わる季節変動的な原因。

上述のパターンから、故障発生件数は人間の生活環境に影響されることが容易に想像できる。すなわち、春季と秋季の電力需要の安定している時期には主にタイプ(i)の偶発原因による故障が、夏季と冬季の電力需要が増加する時期には(i)に加えてタイプ(ii)の故障が増加すると予想される。

### 3. 屋内不点故障発生件数を予測する確率モデル

いま、次のような記号を定義する。

$X$ : 故障発生件数 (非負値確率変数)

$n (> 0)$ : 担当区域内の電力契約口数

$p (0 \leq p \leq 1)$ : 電力契約1口に対する1日当たりの故障発生確率

故障の発生が上述のタイプ(i)だけに基づいており、1日当たりの故障発生率が季節変動にかかわらず一定であると仮定すれば、1日に $x (\geq 0)$ 件の故障が発生する確率は、

$$P_X(x) = \Pr\{X = x\} = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \quad (1)$$

となる。十分に大きい電力契約口数と最近の電気機器および配電設備に対する信頼性の向上 ( $n \rightarrow \infty$  および  $p \rightarrow 0$ ) を考慮すれば、近似的に以下のようなポアソン分布

$$P_X(x) = \frac{\lambda^x}{x!} \exp\{-\lambda\} \quad (2)$$

によってモデル化できる。ここで、 $\lambda$  は故障率であり、非負の定数である。

図1と図2は、1995年と96年の4月・10月季と7月・8月季それぞれの故障件数データにポアソン分布をあてはめた例である。図1のデータに対する故障率 $\lambda$ の最尤推定値は3.82であり、これを自由度7のカイ2乗適合度検定により検定した結果、有意水準で95%で採択された。一方、図2のデータに対する $\lambda$ の最尤推定値は7.52であり、ポアソン分布への適合性は自由度10のカイ2乗適合度検定により95%有意水準で棄却された。これより、春季と秋季の故障発生件数はポアソン分布によく適合しているが、それ以外の季節では必ずしも良好な適合結果が得られなかった。このことは、先に述べた(ii)の原因によるパラメータの変動が大きいため、ポアソン分布による故障発生件数の予測を困難にしているものと考えられる。

これらの結果より、夏季と冬季の電力需要が増加する時期の故障発生件数を予測するためには、様々な要因を考慮することによってモデル化を行わなければならないことがわかる。次節では、屋内不点故障発生件数の予測に階層型ニューラルネットワークを適用した結果について述べる。

### 4. ニューラルネットワークによる故障発生件数の推定

ニューラルネットワークは、生体の情報処理をモデル化した学習機械であり、画像認識、パターン識別、関数近似、組合せ最適化、時系列予測等の様々な分野において応用されている。ここでは、日々変動する故障発生件数を階層型ニュー

ラルネットワークを用いて予測することを試みる。本稿で使用した階層型ニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層から構成され、各層に配置している任意数のユニットの入出力応答はシグモイド関数により与えられるものとする。シグモイド関数に含まれるオフセット値(しきい値)は生理学的根拠により導入される変数であり、中間層の各ユニットと前後層の各ユニットの間には結合係数が与えられている。一般に、階層型ニューラルネットワークでは誤差逆伝搬法(バックプロパゲーション)を適用してネットワークの内部パラメータを変更し、データの入出力関係を学習する。

誤差逆伝搬法では、入力データと教師信号の2種類のデータが必要とされ、入力データに対する認識を行う順方向の情報処理とネットワークの学習を行う逆方向の情報処理に大別される。順方向の情報処理では、各層におけるユニットからの出力値に結合係数を乗じ、これらの和演算をとったもののシグモイド関数値をユニットの出力値とする。一方、逆方向の情報処理においては、認識結果を教師信号に一致させるために出力値と教師信号との二乗誤差を求め、出力層から入力層まで二乗誤差を減らす方向に内部パラメータを順次変更する。

数値実験では、入力ユニット数10個、中間層ユニット数10個、出力ユニット1個の階層型ニューラルネットワークを使用した。過去2週間分の故障発生時間間隔を教師信号とし、ニューラルネットワークシステムを十分に学習させた後に逐次的に故障発生時間間隔を推定した。ここで、学習率は0.9とした。最終的に、故障時間間隔に対する推定値の合計が24時間を超過した件数を、当該1日分の故障発生件数の推定値とみなす。図3は1996年8月における故障発生件数の推定を行った結果を示したものである。これより、確率モデルを用いるよりも、ニューラルネットワークを適用した場合の方が推定値の誤差が少ないことがわかる。しかしながら、春秋の電力需要が安定している時期においては、必ずしもニューラルネットワークの有効性を常に結論づけることは困難であった。

## 5. 結論と今後の課題

本稿では、ニューラルネットワークを用いて屋内不点故障発生件数の推定を行った。特に、夏季と冬季の電力需要が増加する時期においては、ニューラルネットワークによる予測結果が良好であることが示された。実際のサービス業務において、要員は故障修理だけではなく、並行して他の様々な業務を遂行しなければならない。今後は、漏電件数調査や電気再使用の申し込み件数の予測等に対して、確率モデルならびにニューラルネットワークを用いて業務量の推定を行い、電力サービス業務の効率化や要員数の最適化を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 藤広敏幸, 土肥正, 尾崎俊治, “屋内不点故障発生件数の推定に関する研究”, 平成9年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 5, 東広島, (October 26-27, 1997).

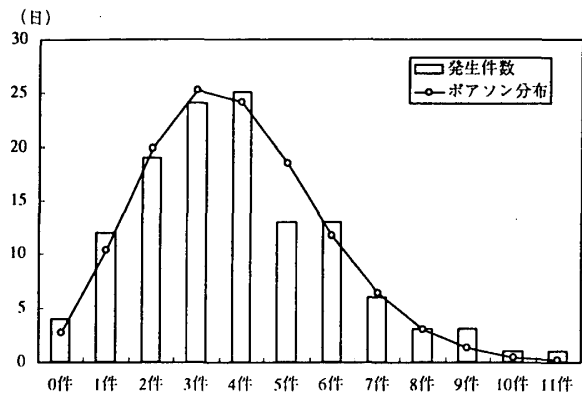


図1: 4月・10月季における故障発生件数の確率分布。

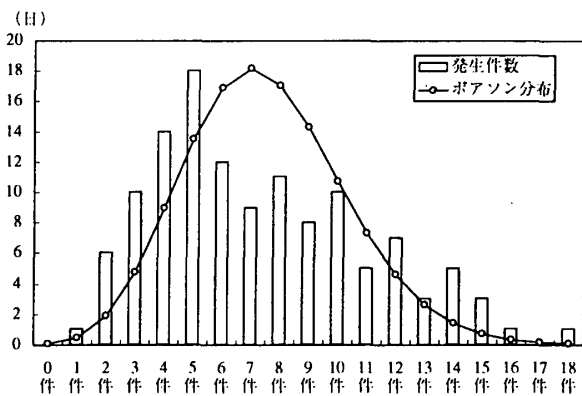


図2: 7月・8月季における故障発生件数の確率分布。

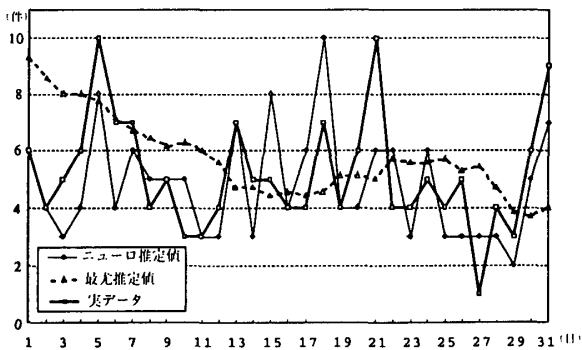


図3: 1996年8月季における故障発生件数の推定結果。