

(42) ニューラルネットワークを用いた被災電話網の 最適復旧過程の評価

OPTIMIZATION OF POST-EARTHQUAKE RESTORATION PROCESS
OF TELECOMMUNICATION SYSTEMS USING NEURAL NETWORK METHODS

野田 茂*
Shigeru NODA

小川理宏**
Masahiro OGAWA

This paper presents two approaches for evaluating the post-earthquake restoration process of the telecommunication systems. In the first approach, neural network model is used to determine the optimum restoration order of the damaged facilities of the telephone networks, consisting of minimizing the time to finish the restoration. Mutual relationship between a road system and a telephone network is considered in order to comprehend the transfer procedure of a team of restoration work. The second approach utilizes an effective restoration simulation method, aiming at the minimization of the loss of the communication functions of telephones. Based on the restoration strategy proposed in this study, it is made ascertained that the restoration preferential order is given quantitatively.

Key Words; telecommunication systems, road systems, optimum restoration process, neural networks, traveling salesman problem, simulation method

1. 序論

都市は、アメーバのように、日夜絶えず活動し、生き続けている。都市はシステムである。都市の活動は、都市情報システムを導入することにより、個別の活動と部分の総和である全体の活動を調和的なものにすることができる。この都市情報システムは、情報によって、都市としての目的を、効率的・効果的に達成・実現しようとするものである。都市システムは、関連する多くの構成要素を有機的に結びつけている。そのためには、通信手段や運輸交通手段の発達などが不可欠である。現存している都市情報システムとして、災害情報システムや災害救急情報システムなどの多様なシステムが構築されている。

1989年10月17日、米国サンフランシスコ湾周辺部では、マグニチュード6.9のロマブリエタ地震によって、都市中枢機能に被害が発生した。この地震は内陸性地震の恐ろしさを改めて技術者に知らしめた。この地震は、典型的な都市型地震である。ガスや水道の寸断、電話やコンピューターに代表される情報機能の混乱など、生活基盤設備（ライフライン系）に多くの被害が生じた。犠牲者の発生や物理的な損害のみならず、人と情報が集積する近代的大都市の機能がストップしたことによる被害は大きい。

電話は、地震直後から、サンフランシスコ一帯で極めてかかりにくくなった。家族や友人同士が互いの安否を尋ねる電話をかけ続け、交換機の能力を越えてしまったからである。通信施設の物的被害は小さかったが、異常輻輳が著しかった。このため、AT & T 社では、サンフランシスコ向けの通話を60～70%、サンフランシスコからその他の地区への通話を30%カットする通話規制をとった。地震後の停電のために、被災地区の人々はテレビを見ることができなかった。しかし、ラジオ局の放送により、各種の情報を入手できたことは幸いであった。

* 工博 鳥取大学助教授 工学部社会開発システム工学科

** 工修 セコム IS 研究所研究員 人工知能研究室

ロマンブリエタ地震で停電になったサンフランシスコ市中心部では、現金自動預入払出機が使えなくなるなど、あちこちで端末装置がダウンした。情報化が進む中で、頭脳に当たるホストコンピュータの対策に続いて、指先である末端の対策が課題として浮かんできた。情報システムの回線が停電などで途絶すれば、混乱は避けられない。1990年8月13日正午、米国の経済拠点であるウォール街で起こった事故は、その典型的な例である。マンハッタン変電所で起きた火災による停電でビジネスが混乱状態に陥るとともに、電話・コンピュータ回線の不通のため、経済市場が機能麻痺に陥ったのである。

単なる事故や故障により、ネットワークを構成する単体の施設が被害を受けたとする。この場合、通信途絶が誘発されても、地域的にみれば、修理箇所は点でしかない。しかし、地震や風水害などの自然災害により、広域的な被害が生じると、情報通信システムの修理箇所は面的に拡がり、復旧はかなり困難になる。被災施設の復旧に当たり、情報通信システムは情報伝達手段としての機能をも有していなければならない。情報通信施設はこのような事態に陥ったときの支援施設としての役割を果たしているため、その重要性は増大している。

ライフライン系は都市生活に密着しており、障害を受けた施設の復旧時間すなわち施設の停止時間が長いほど、都市生活への影響は大きくなる。この場合の復旧戦略は復旧時間最短化問題に帰着すると考えられる。一般に、最適戦略とは、目的を明確にし、ある制約条件のもとで最大限の達成度が得られるようにすることと定義できる。例えば、情報通信システムの機能が低下し、被災から復旧に至るまでの不通回線数や総復旧時間の最小化を図る戦略が考えられる。

本研究では、構造的だけでなく、機能性に着目した上で、最適復旧として、システムの機能が地震直後の段階から平常時のレベルまで回復する際の機能の総低下分を最小化することを考える。このようにすれば、都市生活の受ける打撃は小さくなるはずである。

電話網は、電話回線を目的地まで接続することを一つの目的としている。接続状況は、システムとして接続可能とき、一単位として表示される。一方、接続不能になった呼は損失呼と呼ばれる。この損失呼は機能特性の低下を表わす尺度となる。この評価尺度は、通信システムの設計や解析上、トラヒック理論で用いられている伝送品質評価尺度の一つであり、呼損率と同様の意味をもつ。

以上のようなことから、文献1)では、復旧時における電話網の機能特性の評価指標を提案し、この評価指標を組み込むことにより、被災状況に応じた復旧戦略を求めることができるような復旧シミュレーションのアルゴリズムを構築している。すなわち、電話網の機能特性の変化を損失呼という尺度で表わし、これを用いた復旧シミュレーションのアルゴリズムを提案している。具体的には、現場の復旧作業をシステムダイナミックスでモデル化し、現実的な制御方式を導入した機能損失の算定法を提示し、電話網の確定的な被害相に対し、復旧シミュレーションの検討を行っている。

さらに、文献2)では、震災後の電話網の効率的な復旧を行うために、修理—物理的被害と通話性—機能被害を的確に表わす指標について検討した上で、復旧作業班の道路網上での移動過程を考慮した復旧戦略を考案している。電話網の被災施設の復旧優先順位は、回線数や加入者数に依存した復旧方針に基づいて求める。各種復旧方針による機能回復過程を定量的に表わすために、新しい指標が導入されている。そして、現実的な条件下で、復旧班数や移動ルートが復旧過程に及ぼす影響を分析している。

本研究では、1) 復旧完了時間の最短化を目的に、ニューラルネットワークによる組み合わせ的最適化問題を解き、2) 累積機能損失量の最小化を目的に、シミュレーションによって復旧作業班の初期配置を決め、これら2つの方法によって、被災道路網上の作業班の移動過程を求めるアルゴリズムを新しく提案する。作業班は、復旧時間(作業時間+移動時間)を指標として、交換局や被災施設間を移動する。文献2)で扱った被災電話網と被災道路網を対象として、作業班数や移動ルートの違いなどが構造的および機能的復旧過程に及ぼす影響を分析し、ニューラルネットワークの適用可能性を論じる。

2. ニューラルネットワークと巡回セールスマン問題

組み合わせ的最適化問題を解くには、一般に、莫大な計算の手間が必要である。例えば、本研究で扱う巡回セールスマン問題(都市の数 m)では $(m-1)!/2$ 通りのパターンが存在し、 m が増えると、スーパーコンピュータを用いても、現実的な時間内で解くのが困難となる。この問題に対し、HopfieldとTank³⁾は、神経系を表現したアナログ値の常微分方程式を用いることで、計算時間がかなり短縮されることを示した。必ずしも正解に達するわけではないが、まずまず良しとする解が見い出せることは革命的である。

本研究では、震災後の復旧作業順位を決めるのに、組み合わせ的最適化問題の一種である巡回セールスマン問題に対応させ、ニューラルネットワークによって効率的に解くことを考えている。そこで、2. では、Hopfield らの研究成果³⁾ と文献 4) に基づき、巡回セールスマン問題を微分方程式系（力学系）の適用で解くための決定論的最小値探索機械の仕組みと、ニューラルネットワークとの関係を中心に概要を記す。

(1) 巡回セールスマン問題

図 1 に示すように、平面上に m 個の都市 ($A_1, A_2, \dots, A_m$) があり、都市 X と Y 間の距離 $d(X, Y)$ は既知とする。このとき、ある都市から出発して各都市をちょうど一回だけ訪れ、出発地に戻るルートの中で、その長さの最短なものを求める問題が巡回セールスマン問題である。

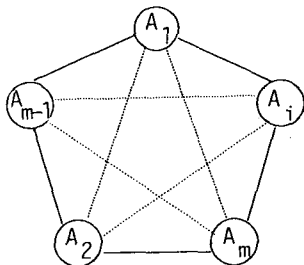


図 1 巡回セールスマン問題

このようなルートは全部で $(m-1)!/2$ 通りある。 $m=7$ だと、ルート数は 360 通り、 $m=10$ で 181,440 通り、 $m=16$ で 653,837,184,000 通りある。すなわち、ルート数は、 m に関して、爆発的に増える。全てのルートを比較して解くことは原理的には可能であっても、現実的には不可能である。このような問題は NP 完全であると言われる。ここでは、このような組み合わせ的最適化問題を、ニューラルネットワークによって解くことを試みる。

$\eta(i)$ を i 番目に訪れる都市とすると、 $\eta(1), \eta(2), \dots, \eta(m), \eta(m+1)(=\eta(1))$ は順番に訪れる都市を表わす。 $\eta(i)$ を用いると、ルート長 $L(\eta)$ は式 (1) または式 (2) で与えられる。

$$L(\eta) = \sum_{i=1}^m d(\eta(i), \eta(i+1)) \quad (1)$$

$$L(\eta) = \sum_{i=1}^m d(\eta(i), \eta(i-1)) \quad (2)$$

ただし、式 (1) における $\eta(m+1)$ は $\eta(1)$ 、式 (2) における $\eta(0)$ は $\eta(m)$ と解釈することにする。

今、 i 番目 ($i=1 \sim m$) に訪れる都市が X ($X=A_1, \dots, A_m$) であった場合には変数 $x(X, i)$ を 1 に、それ以外の場合にはすべて 0 とする変数 $x(X, i)$ を考える。すなわち、

$$x(X, i) = \begin{cases} 1 & ; \eta(i) = X \text{ のとき} \\ 0 & ; \text{その他のとき} \end{cases} \quad (3)$$

を用いると、式 (1) と式 (2) の総和の各項は次のようになる。

$$d(\eta(i), \eta(i+1)) = \sum_X \sum_Y d(X, Y) x(X, i) x(Y, i+1) \quad (4)$$

$$d(\eta(i), \eta(i-1)) = \sum_X \sum_Y d(X, Y) x(X, i) x(Y, i-1) \quad (5)$$

ここで、式 (4) と式 (5) の右辺は全ての都市について総和をとることを意味する。今後、上式のように、総和記号は省略して記す。

式 (4) を式 (1) に、式 (5) を式 (2) に代入して辺々加えると、次式が得られる。

$$2L(\eta) = \sum_i \sum_X \sum_Y d(X, Y) x(X, i) \{x(Y, i+1) + x(Y, i-1)\} \quad (6)$$

問題は、上式の目的関数で示されるルート長を最小にする $x(X, i)$ を探索することになる。しかし、解が意味のあるルートを与えるためには、制約条件を課さなければならない。式 (7) は、各都市を 1 度だけ訪れ、しかも 2 度以上は訪れないという条件を表わす。一方、式 (8) は、各都市を全て 1 度ずつ訪れるという条件である。

$$\sum_i \sum_X \sum_{Y(\neq X)} x(X, i)x(Y, i) + \sum_X \sum_i \sum_{j(\neq i)} x(X, i)x(Y, j) = 0 \quad (7)$$

$$\sum_X \sum_i x(X, i) - m = 0 \quad (8)$$

ニューラルネットワークでは、式 (7) と式 (8) のような制約のある問題を、制約付きのままで扱うことができない。そこで、これらの制約条件をラグランジュの未定乗数法のように、無制約最適化問題に変換するため、式 (9) の目的関数を最小化することを考える。Hopfield ら³⁾の論文に従えば、

$$\begin{aligned} F(x) \equiv & A \sum_i \sum_X \sum_{Y(\neq X)} x(X, i)x(Y, i) + B \sum_X \sum_i \sum_{j(\neq i)} x(X, i)x(X, j) \\ & + C \left(\sum_X \sum_i x(X, i) - m \right)^2 \\ & + \sum_i \sum_X \sum_Y d(X, Y)x(X, i)\{x(Y, i+1) + x(Y, i-1)\} \end{aligned} \quad (9)$$

となる。ここで、 A, B と C を十分に大きい正の定数に選べば、 $F(x)$ を最小にする $x(X, i)$ は、必ず実際のルート上の都市 $\eta(i)$ で、しかも最短のルートを与えるものになる。

以上のように、巡回セールスマン問題は、離散変数の関数の最小値探索問題に帰着させることができる。

(2) 多重一次形式

n 個の変数 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ が 2 値 ± 1 (あるいは 0, 1) となる変数とすれば、 x の実数値関数 F は組み合わせ的関数と呼ばれ、常に多項式で表現できる、任意の i に対して変数 x_i 以外の変数を固定したとき、 F が x_i の 1 次関数になるような多項式を、多重 1 次形式と言う。問題がニューラルネットワークとして実現されるためには、目的関数を多重 1 次形式に変換できなければならない。

式 (9) を多重 1 次形式に直すために、同式右辺第 3 項のべき乗の項を排除することを考える。そのため、式 (10) を利用する。

$$(1 - \delta_{XY}\delta_{ij}) + \delta_{XY}\delta_{ij} = 1 \quad (10)$$

ただし、 δ_{ij} はクロネッカーデルタ記号である。

このとき、式 (9) 右辺第 3 項は次式のように変形できる。

$$\begin{aligned} \left(\sum_X \sum_i x(X, i) - m \right)^2 &= \sum_{X,Y} \sum_{i,j} x(X, i)x(Y, j) - 2m \sum_{X,i} x(X, i) + m^2 \\ &= \sum_{X,Y} \sum_{i,j} (1 - \delta_{XY}\delta_{ij})x(X, i)x(Y, j) + \sum_{X,Y} \sum_{i,j} \delta_{XY}\delta_{ij}x(X, i)x(Y, j) \\ &\quad - 2m \sum_{X,i} x(X, i) + m^2 \\ &= \sum_{X,Y} \sum_{i,j} (1 - \delta_{XY}\delta_{ij})x(X, i)x(Y, j) + \sum_{X,i} x(X, i)^2 \\ &\quad - 2m \sum_{X,i} x(X, i) + m^2 \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、 $x(X, i) = 0, 1$ であるから、 $x(X, i)^2 = x(X, i)$ に注意すると、

$$\begin{aligned} \left(\sum_X \sum_i x(X, i) - m \right)^2 &= \sum_{X,Y} \sum_{i,j} (1 - \delta_{XY}\delta_{ij})x(X, i)x(Y, j) \\ &\quad + (1 - 2m) \sum_{X,i} x(X, i) + m^2 \end{aligned} \quad (12)$$

が得られる。

式(12)を式(9)に代入すると、次式が得られる。

$$\begin{aligned}
 F(x) &= A \sum_i \sum_X \sum_{Y \neq X} x(X, i) x(Y, i) + B \sum_X \sum_i \sum_{j \neq i} x(X, i) x(Y, j) \\
 &\quad + C \left\{ \sum_{X, Y} \sum_{i, j} (1 - \delta_{XY} \delta_{ij}) x(X, i) x(Y, j) + (1 - 2m) \sum_{X, i} x(X, i) + m^2 \right\} \\
 &\quad + \sum_i \sum_X \sum_Y d(X, Y) x(X, i) \{x(Y, i+1) + x(Y, i-1)\} \\
 &= A \sum_{X, Y} \sum_{i, j} (1 - \delta_{XY}) \delta_{ij} x(X, i) x(Y, j) + B \sum_{X, Y} \sum_{i, j} \delta_{XY} (1 - \delta_{ij}) x(X, i) x(Y, j) \\
 &\quad + C \left\{ \sum_{X, Y} \sum_{i, j} (1 - \delta_{XY} \delta_{ij}) x(X, i) x(Y, j) + (1 - 2m) \sum_{X, i} x(X, i) + m^2 \right\} \\
 &\quad + \sum_{X, i} \sum_{Y, j} d(X, Y) (\delta_{i, j-1} + \delta_{i, j+1}) x(X, i) x(Y, j) \\
 &= \sum_{X, i} \sum_{Y, j} a_{X, Y, j} x(X, i) x(Y, j) + \sum_{X, i} b_{X, i} x(X, i) + c \tag{13}
 \end{aligned}$$

ここに、

$$\left. \begin{aligned}
 a_{X, Y, j} &= A(1 - \delta_{XY}) \delta_{ij} + B \delta_{XY} (1 - \delta_{ij}) + C(1 - \delta_{XY} \delta_{ij}) \\
 &\quad + d(X, Y) (\delta_{i, j-1} + \delta_{i, j+1}) \\
 b_{X, i} &= C(1 - 2m) \\
 c &= C m^2
 \end{aligned} \right\} \tag{14}$$

$X = Y$ のとき $d(X, Y) = 0$ であるから、 $a_{X, Y, j}$ の式から明らかなように、 $(X, i) = (Y, j)$ のときに $a_{X, Y, j} = 0$ となる。従って、式(13)は2次関数の多重1次形式になっていることがわかる。

式(13)のような2次式の最小値探索は、式(14)の係数を与えれば、汎用的な最適化プログラムを用いて実施できなくもない。しかし、それは理論的に可能であっても、離散変数に関する最小値探索を考えると、実現は困難である。ここでは、最小値探索のための力学系を考え、目的関数が2次式であるとき、力学系がニューラルネットワークによってシミュレートできることを利用する。

(3) ニューラルネットワークの力学系

図2は、最小値探索の力学系をシミュレートするニューラルネットワークである。図中、○はニューロンを、ニューロンへの入力線はシナプスを、ニューロンからの出力線は軸策を示す。ニューロンの内部電位

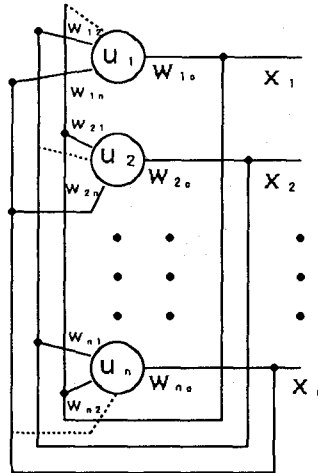


図2 最小値探索の力学系をシミュレートするニューラルネットワーク

が $u_i (i=1 \sim n)$ 、出力が x_i 、しきい値が w_{io} である。 j 番目のニューロンから i 番目のニューロンへのシナプス結合の強さは w_{ij} である。図よりわかるように、 i 番目からの出力は、結合係数 $w_{ij} (j=1 \sim n, \text{ただし } j \neq i)$ を介して、 i 以外のニューロンへフィードバックしている。

ある入力 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ が与えられたとき、これに対して内部電位 $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$ は時間的に変化する。ニューロンの内部電位 u_i と出力 x_i は、次式の微分方程式に従う。

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau} + \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + w_{io} \quad (15)$$

$$x_i = \tanh(u_i) \quad (i=1 \sim n) \quad (16)$$

ここで、重み係数は、 $w_{ij} = w_{ji} (i \neq j)$ で、 $w_{ii} = 0$ と仮定する。 τ は内部電位の減衰定数である。式 (16) は、シグモイド関数によって、関連づけられている。

上式は、入力 x が重み係数 w_{ij} によって空間的に加算され、それと現在の内部電位 u から定まる減衰項 $-u/\tau$ によって、内部電位の時間変動が定まり、その内部電位がシグモイド関数を通して出力となる動的アナログモデルを与えている。

今、次式で定義される $E(x)$ を考える。

$$E(x) \equiv -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n w_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^n w_{io} x_i + \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^n \int_0^{x_i} \tanh^{-1}(y) dy \quad (17)$$

定数 τ を十分に大きくとると、上式第 3 項を無視することができ、 E は近似的に次式となる。

$$E(x) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n w_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^n w_{io} x_i \quad (18)$$

Hopfield ら³⁾ は、上式の $E(x)$ をニューラルネットワークのエネルギー関数と呼んでいる。力学系とは物体が運動する物理系のことを言うが、最近では時間的に変動する系も力学系と呼んでいる。ニューラルネットワークの場合も、時間的に変動する系という意味で、力学系という言葉が用いられている。 $E(x)$ は、重力場の物体の運動に対応させれば、運動エネルギーとポテンシャルエネルギーの和に相当する。

$w_{ij} = (w_{ij} + w_{ji})/2$ を利用して、式 (17) の $E(x)$ を時間 t で微分すると、

$$\begin{aligned} \frac{dE(x)}{dt} &= \sum_{i=1}^n \frac{\partial E}{\partial x_i} \frac{dx_i}{dt} \\ &= -\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + w_{io} - \frac{1}{\tau} \tanh^{-1}(x_i) \right) \frac{dx_i}{dt} \\ &= -\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + w_{io} - \frac{u_i}{\tau} \right) \frac{dx_i}{dt} \end{aligned} \quad (19)$$

となる。式 (15) を上式に代入すると、次式が得られる。

$$\frac{dE(x)}{dt} = -\sum_{i=1}^n \frac{du_i}{dt} \frac{dx_i}{dt} \quad (20)$$

ところで、

$$\begin{aligned} \frac{dx_i}{dt} &= \frac{d(\tanh u_i)}{du_i} \frac{du_i}{dt} \\ &= (1 - x_i^2) \frac{du_i}{dt} \end{aligned} \quad (21)$$

の関係をうい、 $-1 < x_i = \tanh u_i < 1$ に注意すると、次式が成り立つ。

$$\frac{dE(x)}{dt} = - \sum_{i=1}^n (1 - x_i^2) \left(\frac{du_i}{dt} \right)^2 \leq 0 \quad (22)$$

以上のことにより、 $E(x)$ の時間微分は正にはなり得ない。すなわち、適当な初期条件を与えておいた後、図2の回路を動作させると、エネルギーの値 $E(x)$ は時間とともに決して増加することはない。 $E(x)$ は、時間とともに減少し、あるところで止まる。すなわち、状態が極小値に収束する。 x_i が連続値をとる場合には、ニューラルネットワークを利用するまでもなく、非線形計画法の助けを借りて問題を解くことができる。しかし、 x_i が離散値だと、式(18)はあくまでも連続的に x_i が動くものとしたときに減少する、あるいは最小値に収束するというものであるから、そのギャップを埋めなければならない。

各変数 x_i が全て2値 ± 1 をとると、次の関数 $F(x)$ が与えられたときに、

$$F(x) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n w_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^n w_{io} x_i \quad (23)$$

これに対して連続値変数 x_i をとる関数 $E(x)$ をどのように結びつけばよいか、という問題になる。

時刻 t のネットワークの状態は、全てのニューロン ($i = 1 \sim n$) の出力値を成分とする x で表わされる。 x_i は -1 か 1 のどちらかの値をとるので、可能なネットワークの状態は 2^n 個ある。これらの状態は、幾何学的にはちょうど n 次元の超立方体の頂点に対応する。

$\tau \rightarrow \infty$ とすると、力学系の状態は超立方体の頂点、つまり $x_i = \pm 1$ に漸近する。このことは、式(16)からわかるように、ニューロンの内部電位 u_i の絶対値が ∞ に発散することを意味する。しかし、内部電位は、物理的に、有限の値に留まらなければならない。つまり、 $\tau \rightarrow \infty$ とすることは、限りなく大きい内部電位をとりえる理想的なニューロン素子からなる回路の力学系を考えていることを意味する。

力学系は、

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + w_{io} \quad (24)$$

$$x_i = \tanh(u_i) \quad (25)$$

となり、離散的な変数をとる関数 $F(x)$ の最小値探索問題と連続変数の関数 $E(x)$ との橋渡しをすっきりした形で結びつけることができる。これは、摩擦のない理想的な運動を考えることによって、運動の本質を捉えることと同様である。

さて、式(24)を式(21)に代入すると、

$$\frac{dx_i}{dt} = (1 - x_i^2) \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + w_{io} \right) \quad (26)$$

という力学系が得られる。これは、未知変数 x_i のみの連立1階微分方程式となっている。ここで、式(18)の $E(x)$ について、

$$\frac{\partial E(x)}{\partial x_i} = - \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + w_{io} \right) \quad (27)$$

が成り立つので、ニューラルネットワークの力学系を記述する方程式が次のように得られる。

$$\frac{dx_i}{dt} = -(1 - x_i^2) \frac{\partial E(x)}{\partial x_i} \quad (28)$$

(4) 巡回セールスマン問題の最小値探索アルゴリズム

巡回セールスマン問題の目的関数は式(13)の $F(x)$ である。この $F(x)$ から導かれるエネルギー関数 $E(x)$ は、 $F(x)$ と同一の形をとる。

$$E(x) = \sum_{X,i} \sum_{Y,j} a_{X,i,Y,j} x(X,i) x(Y,j) + \sum_{X,i} b_{X,i} x(X,i) + c \quad (29)$$

上式から力学系（式(28)）を作るために、 $E(x)$ を $x(X,i)$ で偏微分すると、次式が得られる。

$$\frac{\partial E(x)}{\partial x(X,i)} = 2 \sum_{Y,j} a_{X,i,Y,j} x(Y,j) + b_{X,i} \quad (30)$$

従って、上式を式(28)に代入し、式(28)の右辺の因子が $(1-x(X,i)^2)$ となるべきところを、 $x(X,i)(1-x(X,i))$ とおく。これは、変数 $x(X,i)$ が、目的関数 $F(x)$ において、 ± 1 の値をとるのではなく、0 と 1 の値をとるからである。このようにすると、ニューラルネットワークを用いて巡回セールスマン問題の最小値探索を行うためには、次式に示す力学系の微分方程式を解けばよいことになる。

$$\frac{dx(X,i)}{dt} = -x(X,i)(1-x(X,i)) \left(2 \sum_{Y,j} a_{X,i,Y,j} x(Y,j) + b_{X,i} \right) \quad (31)$$

本研究では、上式を解くのに、Euler 法によって力学系の数値解を求める。すなわち、力学系に初期値 $x(X,i)$ をランダムに与えて初期状態を決め、その状況で力学系をスタートさせて、探索を開始する。状態が時々刻々と変化していくと、同時にエネルギー関数の値がどんどん減少していく。最後に、各変数 $x(X,i)$ は、0 か 1 に落ち着き、探索が終了し、都市を結ぶルートが確定する。最小値探索に当たっては、時間の刻み幅の制御や停止条件を考える必要がある。そこで、本研究では、文献 4) において Pascal で書かれたアルゴリズムを Fortran に翻訳し、復旧戦略の策定に効率的なプログラム化を図った。

力学系の状態が極小値に収束する保証はあるが、これが必ずしも最小値に対応するとは限らない。すなわち、初期値によれば、次善のルートが得られたり、ルートを形成しない最終状態が得られることがある。その解決策としては、 $x(X,i)$ の初期状態や式(31)の $a_{X,i,Y,j}$ と $b_{X,i}$ を決定する重み係数 A, B と C (式(14)) を、試行錯誤的に適切に選ぶ必要がある。このことは Wilson と Pawley⁵⁾ も指摘している。彼らは、時間刻み幅の制御、停止条件や初期電位の与え方に工夫を施し、Hopfield と Tank のモデルの再計算をした結果、正解の得られないこともあることを示した。さらに、操作パラメーター、初期電位や距離 $d(X,X)$ の与え方を検討し、全域的な解を得るために、 $x(X,i)$ の初期値に偏差を導入した。このように種々の改良を試みた結果、Hopfield らの原モデルに比べ、成功率は向上したものの、まだ不十分であることがわかった。いずれにしても、局所的最小解にトラップされずに全域的な最小解を得るには、ニューロンの状態変化に確率過程を導入するなど、局所解から脱出するためのアルゴリズム（例えば、遺伝的アルゴリズム、改良型シミュレーテッドアニーリング法、シミュレーテッドエボリューション法や動的トンネリングアルゴリズムなど）を工夫しなければならない⁶⁾。

上記のような問題点は残るものの、長時間をかけて真の最適値を求めるのではなく、次善の解や近似解でもよいから、できるだけ速く解を求める必要がある場合には、本研究で述べた方法を用いるメリットがある。特に、本研究で扱うような復旧問題のように、比較的短い時間で意志決定をするような分野では貴重な方法論であると言える。

3. 復旧作業班の移動過程を考慮した最適復旧戦略

(1) 概説

現代都市において、ライフライン系は相互に依存している。地震時にはシステム間相互の被害波及あるいは復旧支障が生じ、様々な影響を及ぼす。電話網の復旧作業を考えると、ライフライン系の中でも特に関連性の高いと考えられるのは電気や道路である。そこで、文献 2) では、被災道路網の状況を逐次的に把握しながら、電話網の構造的あるいは機能的回復率を高めるような復旧戦略を提案し、復旧過程を評価してきた。このように、道路網上での作業班の移動過程を具体的に考慮しながら、ライフライン系の復旧戦略を検討した研究成果はほとんど見当たらない。

文献 2) では、復旧班の移動ルート上に被災施設が存在しても、修理することなく、次の優先順位の被災施設を復旧していた。これは、数理工学的な立場のみから、復旧戦略を考えたためである。そこで、本研究

では、被災道路網上の復旧班の移動決定のアルゴリズムを再考し、このような問題点を克服している

ここでは、被災した電話網の機能低下を評価する指標を考案し、ニューラルネットワークのエネルギーの時間的変化則あるいはシミュレーションによって、最適復旧過程を算定する方法を提案する。

(2) 電話網の機能損失と復旧作業

本研究で対象とする電話網は市内中継システムである。交換所からの回線は交換局に接続され、交換機が市外・市内通話を判断し、ルーティングとスイッチングの機能を果たす。交換所と交換局間の伝送路（接続ルート）は固定しており、対地回線を構成している。例えば、交換局 T と交換所 A, B と C を考え、 $T-A, T-A-B$ と $T-A-B-C$ の対地回線を想定する。 T 内の加入者が B 内の加入者に電話をかけるとき、回線は $T-A-B$ が使用されることになる。つまり、ノードとリンクで表わせる電話網があり、ネットワーク上では複数のルートが存在しても、実際には対地回線により、電話をかけたときに使用回線が自動的に決まる。このように、ルート選択方式としては固定中継方式を採用する。

電話網の設計においては、その品質を維持するために、呼損率を一定にするように、回線数を設定している。即時式交換方式では、輻輳のために呼の接続が行えないときに、直ちに接続を拒絶する。拒絶された呼は損失呼、損失呼の割合は呼損率と呼ぶ。ここでは、呼を一回の接続要求とし、その接続要求（呼）が満たされない確率として、呼損率を定義する。

本研究では、対象とする市内中継システムに対し、次の仮定を設ける。

- 1) 呼の接続ルートすなわち対地回線は確定している。従って、交換所と交換局は、予め決められたルートを用いて、呼を接続する。
- 2) 震災後の呼の発生は平常時と同じで、異常呼の発生による輻輳を考えない。ここでは、伝送路の回線数を用いて、呼量を代表させる。
- 3) 加入者線の被害による機能損失は考慮しない。すなわち、機能特性は、交換所から交換局までの回線数によって評価する。
- 4) 被災した対地回線の機能は、当該ルート上の複数の被災施設の復旧が完了したときに、回復する。

上記の仮定のもとで、ここでは、電話網の機能損失を表わす指標として、損失回線数を定義する。機能損失は、被災施設の復旧に応じて、すなわち復旧作業班の移動過程に応じて計算される。交換所と交換局間の接続ルート表を作成しておく、時刻 t における損失回線数は次式で与えられる。

$$L(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M(i)} c_{ij} \min \left(1, \sum_{k=1}^n \delta_{ij, \eta(k)}(t) \right) \quad (32)$$

ただし、 n は被災施設数を、 N は交換所数を、 $M(i)$ は交換局から交換所 i に至る対地回線のルート総数を、 c_{ij} は j ルート上の回線数を示す。 $\eta(k)$ は、復旧優先順位が k である被災施設を意味する。従って、 $\delta_{ij, \eta(k)}(t)$ は、復旧時 t において、交換所 i に至る j ルート上に被災施設 $\eta(k)$ があるとき 1、ないとき 0 を与える。なお、交換局から複数の交換所を経て当該交換所に至る場合、回線は直列系を構成する。同一ルートであっても、回線数は地域によって変化する。従って、 c_{ij} は、ルート上の直列回線の中の最小回線数で定義する。

図 3 は機能損失の概念図を示したものである。交換局 T から交換所 E に至る機能損失を考える。対地回線は 2 ルート ($T-A-B-D-E$, $T-A-C-D-E$) ある。各ルートの回線数は、 c_1 と c_2 である。図のように、被災施設の位置により、損失回線数は変化する。従って、あるルート上に、一つでも未復旧施設があると、ルート上の回線は損失となる。

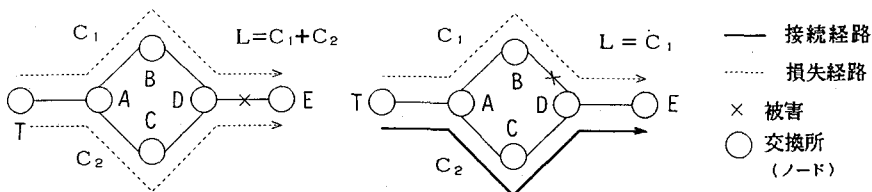


図 3 損失回線数の概念図

電話網の被災施設の復旧過程は次のように考える。

復旧作業班は交換局から派遣される。復旧戦略に応じて、作業班は、道路の被災状況を勘案して、まず、優先順位が最も高い被災施設に移動し、作業を開始する。移動ルートとしては、被災道路網の形状を考慮し、移動開始位置から対象被災地点までの最短時間ルートを採用する。1つの被災施設の復旧は1つの作業班が担当すると仮定する。被災施設の復旧時間は、被災程度、施設の種類や作業状況などによって決まる。エキスパートの意見によれば、被災回線数が K だと、地下ケーブルの復旧作業時間（単位、時間）は $0.018K$ 、架空ケーブルのそれは $0.03K$ である²⁾。ここでは、被災施設 i の被災回線数 K_i に対し、作業効率 R_i （回線数/時間）を付与し、復旧作業時間を K_i/R_i で定義する。なお、作業効率は復旧時点に依存しないとする。このように考えると、移動を開始してから、作業が終了するまでの復旧曲線は図4のようになる。

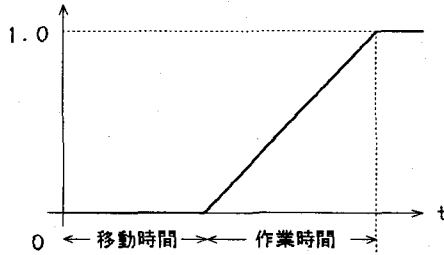


図4 復旧時間の定義と復旧曲線

作業班を交換局から派遣して、優先順位 i 番目の被災施設の復旧が完了する時間は、次式で表わせる。

$$\begin{aligned} t_i &= \sum_{j=1}^i \left(t_{\eta(j-1), \eta(j)} + \frac{K_{\eta(j)}}{R_{\eta(j)}} \right) \\ &= \sum_{j=1}^i T(\eta(j-1), \eta(j)) \end{aligned} \quad (33)$$

ここで、 $t_{\eta(j-1), \eta(j)}$ は、 $j-1$ 番目に訪れる被災施設 $\eta(j-1)$ ($j-1=0$ のときは交換局) から j 番目に訪れる施設 $\eta(j)$ への移動時間である。また、 $T(\eta(j-1), \eta(j))$ は、 $\eta(j-1)$ から $\eta(j)$ への移動時間と $\eta(j)$ の復旧作業時間の和で、これを復旧時間とみなす。

(3) 復旧方針と復旧アルゴリズム

本研究では2つの復旧方針を採用する。一つには、電話網の被災施設をできるだけ早く修理する、すなわち交換局と各交換所間の連結性を指標として、総復旧時間の最短化を持って最適復旧を規定し、そのような復旧過程を実現するための復旧戦略を策定する。他は、加入者が被る機能損失をできるだけ早く減少させ、通話機能の最適復旧を図る方針である。前者は被害率という構造的復旧に、後者は通話率という機能的復旧に注目したものである。

電話網の被災状況は、加入者や調査班の連絡により、地震直後から短時間内に把握できると考える。構造的復旧問題はニューラルネットワークによる情報処理により、機能的復旧問題はシミュレーションによって解く。ニューラルネットワークは総復旧時間最小化を、シミュレーションは総機能損失最小化を目的としている。両者の評価関数は異なるので、直接的な比較はできない。

ニューラルネットワークにおいて、機能評価を行いながら、機能損失を最小にするような組み合わせの最適化問題を定式化し、アルゴリズムを構築することは容易ではない。そこで、ニューラルネットワークでは、多数の被災施設を想定した場合の組み合わせ問題において、莫大な計算時間を回避するために、調査終了後における復旧作業班の作業順序をできる限り早く定めることを目的とする。ここでは、評価関数の違いが復旧過程に及ぼす影響を明らかにし、被害率と通話率の関係を検討する。

a) ニューラルネットワークによる場合

ニューラルネットワークによる復旧過程は、図5のフローに従って、評価する。

ここでは、2.で述べた巡回セールスマン問題における都市間距離 $d(\eta(j-1), \eta(j))$ に対し、式(33)で定義した復旧時間 $T(\eta(j-1), \eta(j))$ を与えて、復旧の優先順位を定める。被災施設数が n であると、復旧開始時点

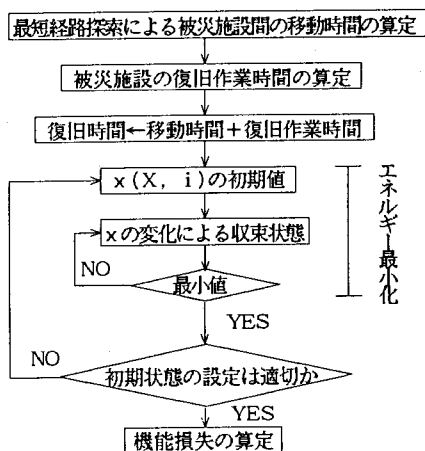


図5 ニューラルネットワークによる復旧過程の算定フロー

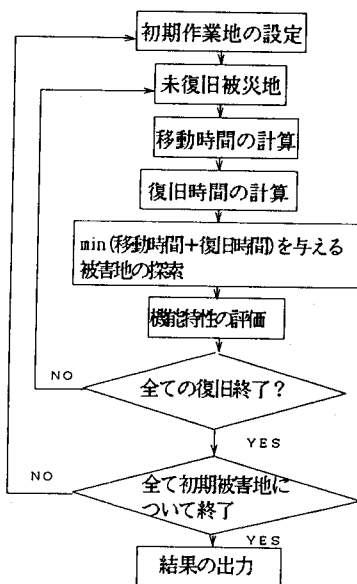


図6 シミュレーションによる復旧過程の算定フロー

である交換局 $\eta(0)$ から出発して、復旧班は被災施設の $\eta(1), \eta(2), \dots, \eta(n)$ を順番に訪れて作業を行い、全ての復旧が完了すれば、 $\eta(0)$ に戻ることになる。復旧作業班の移動回数は $n+1$ である。ニューラルネットワークを適用すれば、式(31)の連立1階常微分方程式を解くことにより、被災施設の優先順位 $\eta(i) (i=1 \sim n)$ あるいは $x(\eta(i), i)$ が求められる。復旧作業班は、図5のように、被災道路を回避しながら、最短時間ルートによって移動する。

式(31)を数値的に解くと、2.で述べたように、一般には複数の安定状態が得られる。そこで、ここでは、試行錯誤的に初期状態 $(x(\eta(i), i))$ の値を選び、可能領域(全ての被災施設を1回ずつ訪れ、復旧すること)にあって、エネルギー関数の最も小さい状態を準最適解として採用した。初期値の与え方は、ニューラルネットワークによる組み合わせ的最適化問題において本質的ではあるが、計算時間の都合によって決める。

次に、上記の手続で求められた復旧作業の順位に基づき、被災電話網の機能損失の時系列変化を調べる。前述したように、優先順位の評価は機能と連関していないので、機能損失は独立して算定する。すなわち、損失回線数は、各被災施設の復旧時間ごとに、式(32)によって評価する。このように、ニューラルネットワークによって求めた復旧優先順位に基づくと、電話網の機能損失の減少過程を把握することは容易である。

b) シミュレーションによる場合

ここでは、シミュレーションにより、復旧の経過時間に応じて、機能損失を最小にするような作業班の配置とその移動ルートを与えるアルゴリズムを構築する。

n 箇所の被災施設の復旧優先順位 $\eta(i) (i=1 \sim n)$ は、式(32)から、復旧完了までの期間(t_n =復旧完了時間)における累積機能損失量(回線数・時間)を最小にするように決める。すなわち、評価関数は次式で表わされる。

$$L^* = \int_0^{t_n} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M(i)} c_{ij} \min \left(1, \sum_{k=1}^n \delta_{ij, \eta(k)}(t) \right) dt \rightarrow \min \quad (34)$$

ここで、式(33)から、

$$t_n = \sum_{j=1}^n T(\eta(j-1), \eta(j)) \quad (35)$$

となる。なお、制約条件として、復旧作業班は、交換局 $\eta(0)$ から出発し、道路網の被災箇所を迂回しながら、復旧時間 $T(\eta(j-1), \eta(j))$ の最小化を満たすように、被災施設 $\eta(j-1)$ から $\eta(j)$ への最短移動ルートを決定する。

上記の復旧問題は制約条件付き最適化問題になっている。このような問題を数理工学的に解くのは難しいので、本研究ではシミュレーションを実施する。図6には復旧シミュレーションアルゴリズムのフローを示す。

復旧シミュレーションの基本的考え方は次の通りである。

まず、優先順位1位の被災施設を決定する必要がある。作業班数が1であれば、作業班の初期配置の組み合わせは被災施設数 n 通りある。作業班数が m であれば、優先順位1位の組み合わせの数は nC_m である。作業班は、 nC_m 通りの組み合わせの一つに従って、交換局から復旧開始施設に移動する。その後、各被災施設の復旧作業と道路網上での移動を繰り返し、被災施設の優先順位を順次決めるとともに、機能の評価して、復旧完了時の累積機能損失量（式(34)）を計算する。なお、前述したように、 $j-1$ 番目の復旧完了施設 $\eta(j-1)$ から、作業班は、道路網の被災箇所を迂回して、次式を満たすような被災施設 $\eta(j)$ へ移動する。

$$\eta(j) = \{i | \min T(\eta(j-1), i)\} \quad (36)$$

ここで、未復旧施設 i の中で、復旧時間 T が最小となるように選択された優先施設が $\eta(j)$ である。

上記の一連の手続きを、復旧開始施設の組み合わせだけ、すなわち、 nC_m 通り実施して、累積機能損失量 L^* が最小となるような復旧優先順位の組み合わせを見い出す。これにより、作業班の最適初期配置と移動過程、また機能支障の最適回復を指向したときの復旧過程が得られる。

4. 数値計算例および考察

(1) 対象とした電話網と道路網

本手法の有効性を調べるために、T電話局管内の市内中継システムの電話網（図7）を対象として、数値計算を実施した。電話網は、東西方向に約195km、南北方向に約105kmの広がりがある。図7において、ノード6は交換局（中心局）を、ノード1～4と7～17は交換所を示す。実際にはもう一つ交換所（ノード5）が存在するが、ここでは検討の対象としなかった。ノード18と20～28は伝送路の分岐点である。その他のノード番号は、道路網の交差点との対応関係を考慮して、付けたものである。

各交換所内で発生した呼は、伝送路によって、一担、交換局のノード6に接続される。この交換局で市内通話か市外通話の区別が行われ、改めて、呼は通話相手先の交換所まで伝わる。ここで重要なことは、呼のルートが予め設定されていることである。すなわち、交換所と交換局間のルートは、直結かあるいは複数の交換所を介して、確定している。このようなルート上の回線は対地回線と呼ばれている。対地回線は、交換所7を除き、2ルート化されている。このような2ルート化により、安全性が高められている。

図7のノード間の回線数は、地域の加入者数を反映して、地域ごとにかかなり異なっている。すなわち、交換局と各交換所は、回線数の異なる伝送路で直結しており、将来の加入者増を見込んだ設計がされている。各ノード間の回線数は、対地回線数を用いると、計算できる。例えば、交換所の2と3間の回線数は240で

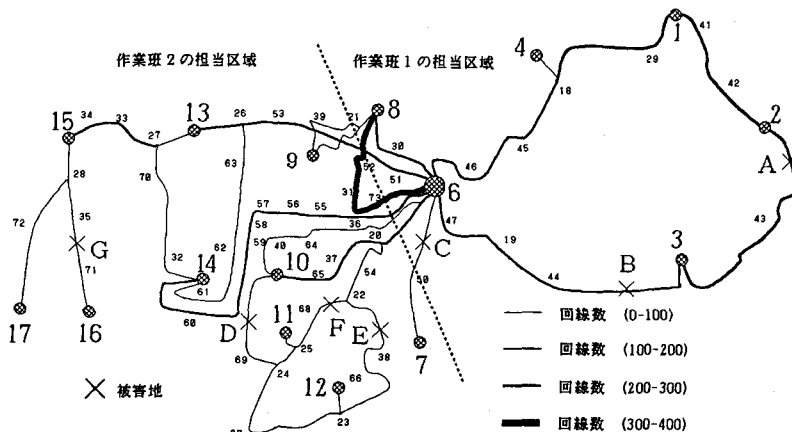
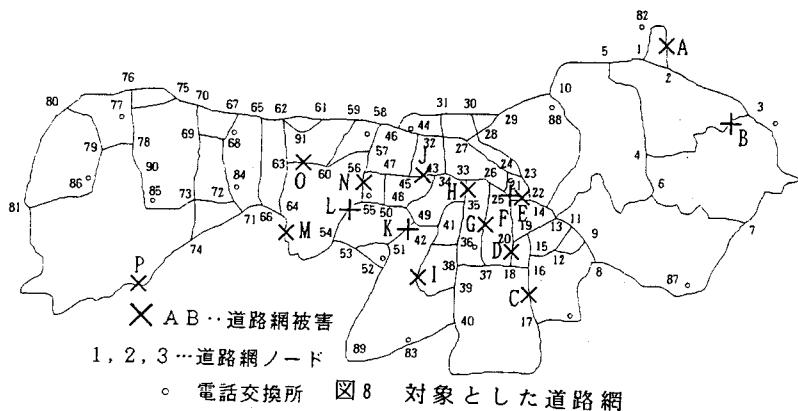


図7 対象とした電話網



あるが、これはノード2と43を含む対地回線数の総和（115+21+40+64）に相当する。図7のリンクの線の太さは、このような回線数に応じて、示している。

電話網の被災施設地点は7つ(A, B, C, D, E, FとG)ある。これは、文献2)の結果を踏襲したもので、各施設の被害確率からモンテカルロシミュレーションによって決められたものである。なお、AからGの被災回線数は、おのおの、240, 240, 32, 64, 25, 19と56である。

図8は対象とした道路網である。復旧作業班は、この道路を利用して、作業現場まで移動する。図中の番号は交差点(ノード)を示している。電話網と道路網のノード番号は、作業班の移動過程が把握できるように、効率的な対応付けをした。また、○印は、電話網の交換局または交換所の位置を示したものである。なお、前述したように、ノード8と17間の道路沿いにある交換所(ノード5)は、解析の対象としていないことに注意されたい。

ここでは、復旧作業班の移動時間ができるだけ正確に把握できるように、車を運転して、各交差点（ノード）間の走行時間を実測した。走行時間には、幹線道路や山間道路などの交通事情が反映されている。このような実地調査を行うことで、道路網との関連性を考慮した電話網の効率的な復旧支援システムが構築できるようになる。

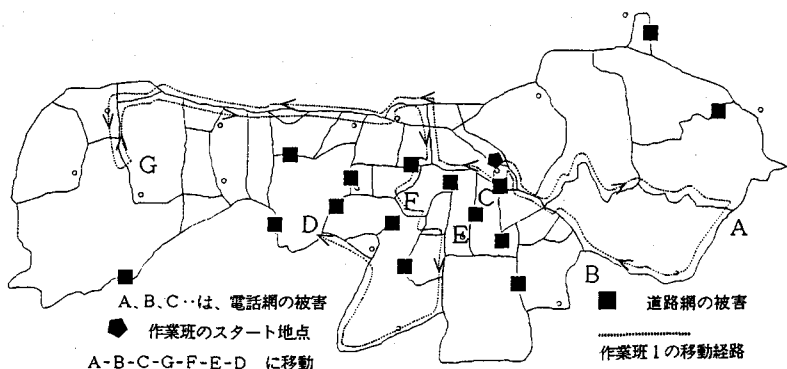
図7に示した道路の被災箇所(16箇所)は、文献2)に示すように、道路施設の被害確率をもとに、シミュレーションにより決められたものである。

電話網の復旧作業は、当該被災施設の全回線を修理することにより終える。作業効率は現場の実データをできるだけ反映するように決めた²⁾。実作業（作業人員1人）において、被災回線数 K に対し、地下ケーブルでは $0.018K$ 時間、架空ケーブルでは $0.03K$ 時間の復旧作業時間を要するようである。ここでは、班を構成する作業人員を増やして、これらの作業時間よりも短時間に復旧できるようにした。

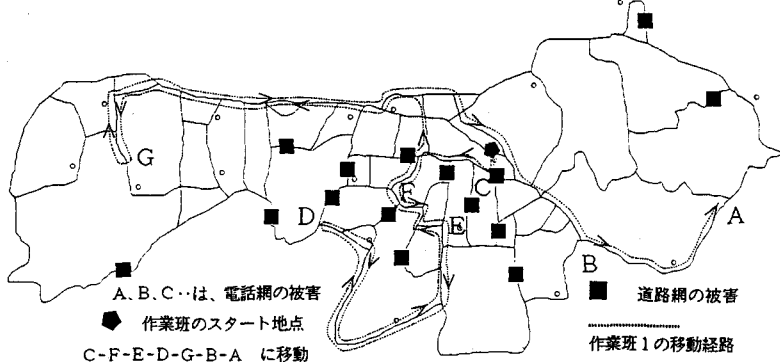
復旧作業の開始地点は、電話網の交換局のノード6（道路網のノード24に相当する）である。これは、復旧の対策本部が中心局に設置され、交換所がほとんど無人運転されており、平常時の作業員がノード6に常駐していることによる。作業班は、ノード6から出発し、全被災施設の復旧が完了すると、ノード6に戻ることになる。ただし、ここでは、最終の復旧施設地点からノード6への移動時間を考慮しないことにした。

本研究では、作業班数が復旧過程に及ぼす影響を調べるために、1) 作業班数 1 と 2) 作業班数 2 の 2 通りを考えた。これは、基本的な特性が検討できるように、作業班数を少なくしたためである。ニューラルネットワークでは、各作業班に対して、作業区域を設けて計算する。従って、各作業区域ごとに、式 (31) の連立 1 階常微分方程式が独立に解かれ、作業の優先順位が決まる。ここでは、作業班を東西の 2 つの地域に配分することを考え、図 7 のように作業班の担当区域を設定した。

ニューラルネットワークの計算では、式(31)の連立1階常微分方程式をEuler法で解いている。2.で述べたように、定数項(A, B と C)や $x(X, i)$ の初期値はランダムに決められるものである。ここでは、定数項を任意に調整し、初期値の $x(X, i)$ をランダムに100通り設定して計算を行った。ニューラルネットワークによる最適解としては、100通りの解の中で、エネルギー関数の最も小さい状態を選んだ。ここで、電話の被災施設は7つあるから、巡回セールスマン問題の組み合わせ数数は $(7-1)!/2 = 360$ 通りある。被災施設数が増えると、全ての組み合わせに対して計算することは不可能であるから、本研究のような手順をとっ



(a) ニューラルネットワークによる場合



(b) シミュレーションによる場合

図9 単一作業班の移動ルート

て、準最適解を求めざるを得ない。

(2) 復旧作業班の移動過程

まず、単一の復旧作業班の移動過程について検討する。

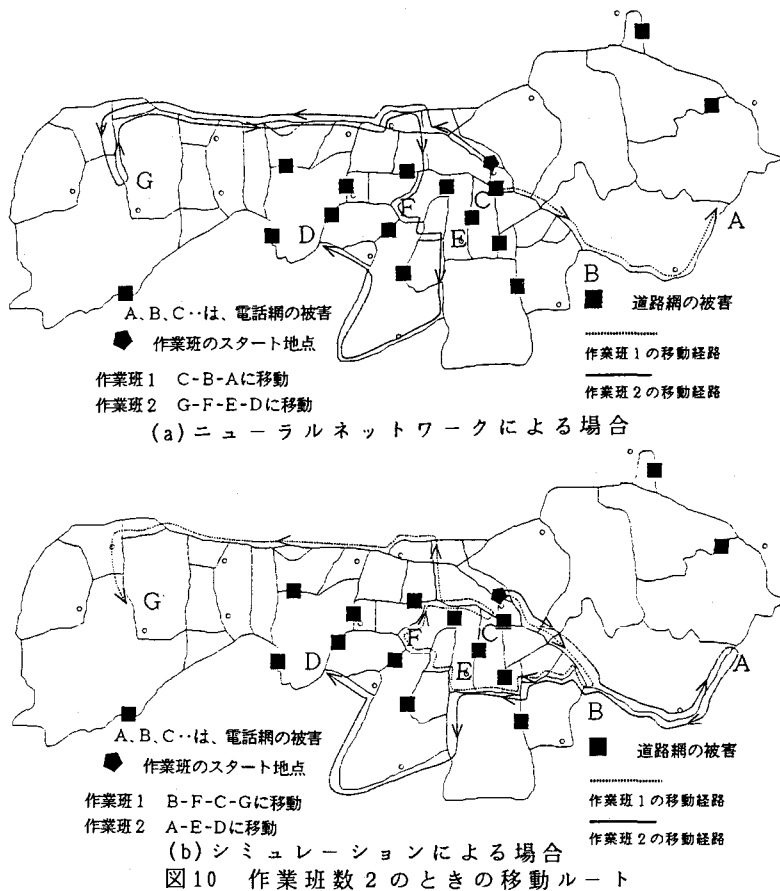
ニューラルネットワークによって最終的に得られた復旧順位と作業班の移動ルートは、図9(a)のようになる。図中には、道路の被災位置(■)と電話の被災位置(A~G)も示している。復旧は、A, B, C, G, F, EとDの順に従って実施されている。

作業班の移動過程から、次のシナリオが考えられる。作業班は、被害の大きい被災施設のAやBから復旧を開始し、次にCを修理している。さらに、道路網の北方に位置する国道を利用してGに行き、作業完了後再び同国道を移動し、道路網の被災箇所を避けながら、残りの被害施設(F, EとD)の復旧を実施している。

この場合、総復旧時間の最短化が目的関数となっている。作業班の移動時間および被災施設の復旧作業時間が地理的にバランスがとれるように、最適解が求まっている。他の被災施設よりも復旧に要する時間の長いAとBの施設が優先的に復旧されているのは、道路網との連関性を考慮して、作業班の移動時間を含んだ評価が可能となっているためである。既往の研究でよく採用されている、被害の小さい施設から復旧する方針では、F, E, C, G, DとAまたはBの順になる。また、被害の大きい施設からの復旧方針を採用すれば、優先順位はAまたはB, D, G, C, EとFになる。このような復旧方針では、被災道路網での移動過程を考慮できないため、復旧完了時間がかえって長くなる。

復旧シミュレーションによる作業班の移動過程の探索は、作業班の初期配置状態の全ての組み合わせに対してなされる。復旧作業班の移動ルートは、累積機能損失量を最小にする初期配置によって決まる。

図9(b)は、累積機能損失量の最小化を目的として、復旧シミュレーションによって求められた復旧作業班の移動ルートである。移動の順番は、C, F, E, D, G, BとAである。この場合、まず、移動時間の短い施設Cに移動し、次にその周辺部で被災回線数の少ない被災施設を復旧して、西方の離れた被災施設のGに移動・



修理後、東方に位置した被災回線数の多い施設のBとAの復旧が実施されている。この例では、ニューラルネットワークの場合とは逆に、被災回線数の多い施設の復旧優先順位が低位になっている。従って、ニューラルネットワークと復旧シミュレーションによる移動ルートは対照的になる。

次に、復旧作業班が2班のときの各班の移動ルートを調べ、上記の結果と比較検討する。

ニューラルネットワークによる情報処理において、作業班1は3つの被災施設(A, BとC)の、作業班2は4つの被災施設(D, E, FとG)の復旧を担当した。作業は、各担当区域ごとに独立に実施される。そのため、各作業区域ごとに、巡回セールスマン問題が解かれる。図10(a)は、各作業班の移動ルートである。作業班1は被災施設のC, BとAの順に、作業班2はG, F, EとDの順に、被災施設を復旧している。作業班が1班のときの結果(図9(a))と比べると、3つの被災施設(A, BとC)の移動ルートが若干異なっているものの、大局的には同一である。特に、作業区域2の移動ルートは、作業班の復旧開始時点直後を除くと、全く同じである。

上記において、作業班は指定された区域内の被災箇所を復旧するために、道路網上の移動区域が限定されていた。一方、復旧シミュレーションにおいて、2つの作業班は対象とした道路網の全域を移動できる。ただし、両班の移動過程は、累積機能損失量の最小化を目的として、相互に密接に関連しあっている。

図10(b)は、作業班数2に対する復旧シミュレーションの移動過程である。作業班1は被災施設のB, F, CとGの順に、作業班2はA, EとDの順に、復旧作業を実施している。作業班は、まず、被災回線数の多いAやBの被災施設を復旧し、復旧が終了しだい、順に左方に移動している。図9(b)の作業班1の場合と比べると、複雑な移動過程を示している。また、図10(b)は、ニューラルネットワークによる移動ルートの図8(a)ほど単純とはなっていない。

復旧作業班の移動ルートを求めるシミュレーションアルゴリズムは、累積機能損失量の最小化を目的とし

ているものの、初期配置（復旧開始の被災施設）が特定されると、復旧時間（移動時間＋作業時間）の短い被災施設から順次復旧するという方針を採用している。復旧作業班が1班のとき、この復旧方針により、作業時間を要するAやBの復旧は優先されなかった。しかし、作業班が2班になると、移動時間よりも作業時間が長くなって、復旧時間に占める作業時間の割合が大きくなる。このため、累積機能損失量の最小化を評価規範にとると、AやBの復旧を優先する戦略が最適となる。このような違いを反映して、図9(b)と図10(b)の結果が得られている。

(3) 機能回復過程の評価

本研究では、ニューラルネットワークによって復旧完了時間の最短化戦略を、シミュレーションによって復旧完了時間内の累積機能損失量の最小化戦略をとっている。その際、復旧時間（道路網上の移動時間＋作業時間）の最短化を目指して、道路網の被災箇所を迂回しながら、作業班が交換局と被災施設間を移動するルートを選んでいる。ここでは、このような移動ルートの最適化に対して、電話網の構造的復旧過程（被害率の減少過程）と機能的復旧過程（通話率の回復過程）を検討する。

図11には、復旧作業班が1班のとき、ニューラルネットワークによる移動ルート（図9(a)）を採用したときと、シミュレーションによる復旧作業班の初期配置と移動ルート（図9(b)）によって求められた復旧過程を示す。同図(a)は電話網全体の機能損失回線数の、同図(b)は被災回線数の減少過程である。

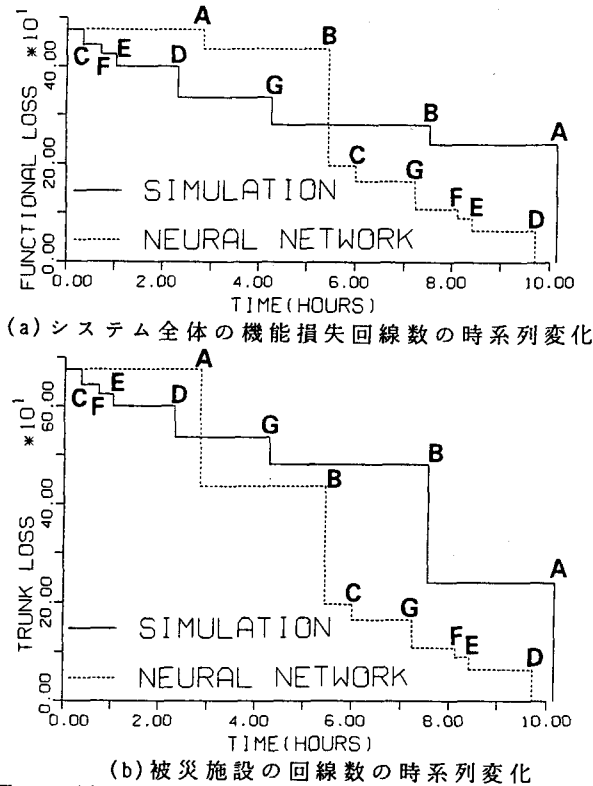


図11 単一作業班の修復活動に伴う電話網の復旧過程

図11(a)より、ニューラルネットワークによる累積機能損失量（時間軸とグラフ間の面積）は3000.3（回線数・時間）、復旧完了時間は9.7（時間）である。一方、シミュレーションによる場合は、それぞれ、3170.2（回線数・時間）、10.1（時間）となる。累積機能損失量と復旧完了時間は、ともに、シミュレーションよりも、ニューラルネットワークの組み合わせの最適化問題における解の方が小さくなっている。シミュレーションにおいては、作業班の移動方針が目的関数（累積機能損失量の最小化）の制約条件となっている。

ニューラルネットワークでは被災回線数の多いAやBを初期段階で復旧しているのに対し、シミュレーションではこれらの被災施設を復旧の最終段階で修理している。このようなことから、被災回線数の減少過程

程（図 11(b)）は、両方法において極端に異なる経時変化を示す。シミュレーションの復旧完了時間がニューラルネットワークよりも少し長くなっている。そのため、図 11(a) よりわかるように、被災施設 A の復旧に応じて、シミュレーションの累積機能損失量の方が多くなったのである。また、このような復旧順序の相違が機能損失回線数の減少過程に影響を及ぼしている。

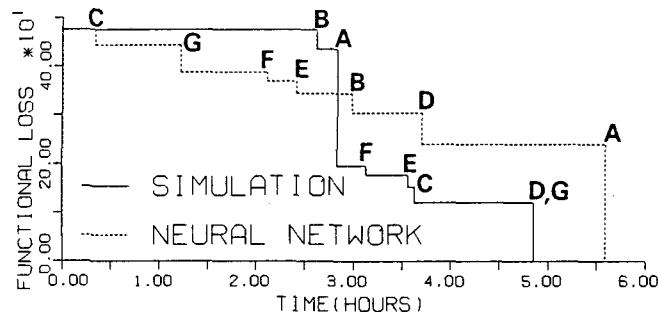
ライフライン系の震災復旧記録によれば、一般には、復旧の初期段階で、被害率の減少 にもかかわらず、機能率が上昇せず、その後被害率の減少とともに、ほぼ順調に直線的に機能率が回復する。最終的段階では、機能率が頭打ちになって、被害率を大きく減少させなければ、機能率の最後の上昇がなされない。図 11(a) と (b) の復旧曲線を比較することにより、このような傾向が確認できる。

構造的復旧と機能的復旧の相違が見られるのは、システムがネットワーク状をしていること（本例では、対地回線を構成していて、スター状のネットワークになっている）、機能率が上昇しやすい地域から被災施設を修理すること（本例の場合、被災施設の A や B の修理に伴って、多くの損失回線数が回復する）などが原因となっている。また、実際には、ある地域の被災施設の修理時刻と機能の回復時刻に差があることも、要因の一つである。しかし、本数値例において、この要因は加味できていない

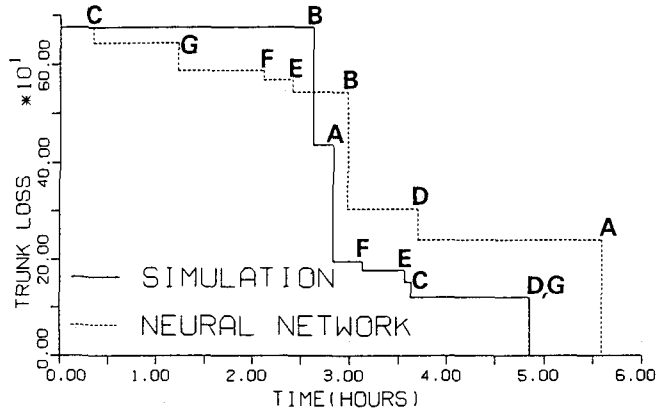
図 11(a) において、ニューラルネットワークとシミュレーションによる機能的復旧の経時変化の差異は、図 9 に示すように、両方法による移動ルートがほぼ逆になっていることが原因となっている。いずれにしても、本例からわかるように、ニューラルネットワークによる計算方法の簡易性と計算時間の短さから、本研究で提案する方法は、従来のシミュレーション法と比較しても遜色なく、有効であると言える。

復旧作業班が 2 班のときの復旧過程を示したのが図 12 である。ニューラルネットワークとシミュレーションの累積機能損失量（回線数・時間）は、それぞれ、1877.1, 1630.6 である。また、復旧完了時間は、おのおの、5.6, 4.9 となっている。作業班が 2 班に増えたことにより、図 11 と比べて、総復旧時間はほぼ半減している。

ニューラルネットワークに比べて、シミュレーションによる復旧の最短化が実現されているのは次の理由



(a) システム全体の機能損失回線数の時系列変化



(b) 被災施設の回線数の時系列変化

図 12 2 つの作業班の修復活動に伴う電話網の復旧過程

による。すなわち、2つの作業班が、独立して、最初に作業時間を要する被災施設のAとBの復旧作業にとりかかったためである。一方、ニューラルネットワークにおいて、作業班1はC,BとAの被災施設の順に、シークエンシャル的に復旧作業を実施している。これらの被災施設の復旧が完了する間に、作業班2はその他の被災施設を復旧している。上記に示すように、2つの作業班が担当した被災施設の相違や復旧作業の優先順位の差異により、シミュレーションの復旧完了時間がニューラルネットワークよりも短くなったのである。

ニューラルネットワークでは、作業班の担当区域を分割し、その担当区域内で、復旧作業の優先順位を決める組み合わせの最適化問題を解いている。そのため、各区域内では最適解が得られる。しかし、それは、対象とした電話網全体に対する全域的な最適解を与える保証を示したものではない。シミュレーションでは、2つの作業班の移動区域を制限していない。2つの作業班は、作業区域全体の被災施設を交互に担当し、復旧作業を実施している。このような違いが復旧過程の相違となって現われたのである。

5. 結論

本研究では、被災道路網を移動する復旧作業班の移動過程を考慮して、被災時の電話網の機能を効率的に回復させる方法として、ニューラルネットワークと復旧シミュレーションを用いた新しいアルゴリズムを提案し、数値計算例によってその有効性を検討した。

本研究の考え方および成果をまとめれば、次のようになる。

- 1) 復旧作業班の復旧時間を巡回セールスマン問題に対応させ、ニューラルネットワークのエネルギーの時間的变化則により、復旧完了時間の最短化を目的として、複数の被災施設の復旧優先順位を求めるアルゴリズムを提案した。ただし、復旧時間は、被災電話網の作業時間と被災道路網上の移動時間の総和である。なお、交換局や被災施設間の移動過程は、最短時間ルート探索によって評価した。複数の作業班に対しては作業区域を設け、各作業区域ごとにニューラルネットワークのアプローチを試み、最適移動過程を求めた。
- 2) 電話網の交換局と交換所間の対地回線、いわゆるスター状のネットワーク特性を活かし、通話機能の損失を評価する指標として、損失回線数を定義した。復旧シミュレーションでは、復旧完了までの累積機能損失量の最小化を目的に、復旧作業班の初期配置とその後の移動過程が効率的に求められるアルゴリズムを開発した。
- 3) 本方法を現実的な電話網と道路網に適用し、復旧作業班数、復旧優先順位、道路網での移動ルート、復旧率（構造的および機能的）や方法論の相違が復旧過程（復旧完了時間、累積機能損失量や経時変化）に及ぼす影響について検討した。ニューラルネットワークでは、実用的な復旧シミュレーションと同様に、機能特性を容易に評価できる。しかも、多数の被災施設に対する作業班の移動過程を簡便に計算できるという利点があり、本アルゴリズムの有効性が確認できた。

参考文献

- 1) 野田 茂・小川 理宏：情報通信システムの機能回復のための効果的な復旧戦略、鳥取大学工学部研究報告、第20巻、第1号、pp.175～187,1989年11月。
- 2) 野田 茂：道路網との相互関連性を考慮した電気通信システムの震後復旧過程、JCROSSAR'91 掲載予定。
- 3) Hopfield,J.J. and Tank,P.W.: "Neural" computation of decisions in optimization problems, Biological Cybernetics, Vol.52,pp.141～152,1985。
- 4) (社)日本工業技術振興協会ニューロコンピュータ研究部会編：ニューロコンピューティングの基礎理論、海文堂出版、1990年12月。
- 5) Wilson,G.V. and Pawley,G.S.: On the stability of the travelling salesman problem algorithm of Hopfield and Tank,Biological Cybernetics,Vol.58,pp.63～70,1988。
- 6) 須貝康雄・平田廣則：組合せ最適化アルゴリズムとその応用、計測と制御,Vol.29,No.12,pp.18～25,1990年12月。