

生物や社会をモデルにして研究する

佐藤・小杉研究室～精密機械システム専攻――

今回、我々は総合理工学研究科で精密機械システム専攻の佐藤・小杉研究室を訪れ、生体情報処理を研究しておられる小杉幸夫助教授にお話を伺った。先生は主としてニューラル

ネットワークと医用工学を研究しておられ、今回は、ニューラルネットワークについて詳しい話をしていただいた。



ニューラルネットワークとは

我々人間の神経系には、いろいろなタイプのニューロンが存在している。これらのニューロンは樹状突起から情報を収集し、細胞体において情報処理変換を行う。処理された信号は、軸索の中をパルス信号になって次の神経細胞へと伝導されていくのである。これらのニューロンを数多く集めたものがニューラルネットワークなのである。各細胞間の情報伝達の重要度は「荷重」という言葉で表されていて、ニューラルネットワークはこの荷重の組合せによって数多くの働きができるのである。

ニューラルネットワークは脳の内部での情報処理機構と考えられており、先生はこの仕組みの解明と、さらにその仕組みを応用して新しい情報処理様式を確立することを研究されている。

さて、実際にどのように研究されているかというと、これには二つの

方法がある。一つは実際の生体の神経構造を考えることである。これは医学では生理学や神経生理学などの分野で研究されている。もう一つは社会の中で人間がシステムを作っていく過程を研究し、それから類推する方法である。これらの方法を用いてニューラルネットワークをモデル化し、実際にどのような性質を持つのかをシミュレーションで確認するということが一連の研究様式になっている。将来的にはそういったモデルのハードウェア化がなされるかもしれない、とのことである。



(左) 佐藤 拓宋 教授
(右) 小杉 幸夫 助教授

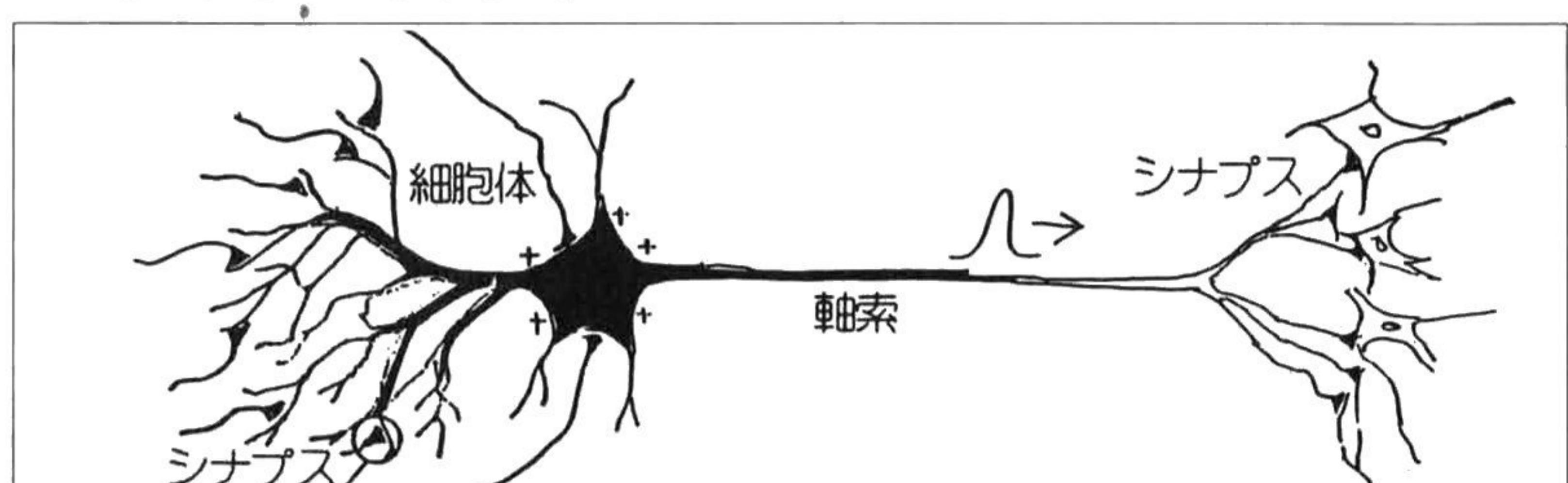


図1 ニューロン



ニューラルネットワーク的に分類を行う

今までニューラルネットワークと一口にいってきたが、これを利用してどのようなことができるのだろうか。一つの応用例として、パターンを分類するということが挙げられる。パターンの分類とは、例えば人

間が手書きでA・B・C・D…と書いたものを読ませてこれを分類したり、音声を発声させてア・イ・ウ・エ・オを分類したりすることである。こうした分類は学習的に行われることが非常に多いが、学習の方法にも

いろいろあって教師付き学習と教師なし学習とに分けられる。

教師付き学習というのは外側に正しいか誤りかを教える先生がいて、誤った場合に誤りを指摘して教育してやるというものである。教育は、

誤った答えが出力されたときにその誤りの原因となっていると思われる細胞の荷重を小さくしてやることによって行う。すると、その細胞が間違った反応をする確率が少なくなっていく。これは誤り訂正学習と呼ばれるものである。また通常のニュー

ロンはスカラー的な値を持っているのだが、図3のような複チャンネルニューロンと呼ばれるベクトル的な値を持ったニューロンを用いて学習到達速度を速くする研究も行われている。

次に学習のもうひとつの方法である教師なし学習について説明する。この学習は回路自体がパターンの統計的性格を見いだして、クラス分けをすることによって行われる。具体的には、回路にいろいろなパターンの信号を何回も入力すると、これらに対し、それぞれの細胞が反応を起こす。このとき、ある細胞だけがいつも大きな出力を出しているとすると、そういう細胞だけが次第に活動が活発になっていき、周囲の細胞を引き入れていくのである。これは人間の社会に例えてみると、情報通が一人いれば、その周囲の人間がその人に巻き込まれていき、一つのネットワークを作り出していく、といった様子に似ている。こうして回路全体としていくつかのパターンに特異的に反応するグループができて、組織化が行われていく。

例えばAというパターンを与えられたら、まずその特徴を記憶する。次に何かパターンを与えられるとそれをAと比較する。そして特徴が似ていたらAであると判断して、似ていない場合はBとして記憶する。こうして記憶を増やして学習するわけ

である。

このことは、私たちが外国へ行ってその国の言葉を話せないとき、誰かが話しているのを聞いているうちに、この言葉はあれを表すだろうと仮説をたてて学習する状態に近い。この学習方法は非常に人間の学習機構に近いといえるかもしれない。人工知能への応用も考えられるが、先生はもっと他の使い道を考えたい、と言っておられた。

以上のように二つの学習方法があるが、それぞれメリット、デメリットがあって一概にどちらが優れているとは言えない。学習の目的によって選択すべきであろう。教師なし学習は、教育する手間がかからないという点において教師付きに勝っているが、回路が誤って判断していた場合にそれを見分けることができないので、正確な学習とは言いがたい。すなわち学習の精度が低いといえよう。また、教師付き学習は教師が信頼できれば正確さの点で教師なしに勝っている。しかし柔軟な対応がなされなくなる可能性がある。

現在先生は教師付きのほうでは機能の拡張や効率化を、教師なしの方ではスピードを速くしたり、学習の到達が良好に行われるようにするためのモデルの原理化と、その原理を実際のデータ処理にどのように利用していくか、ということを研究しておられる。

最適化問題を解かせる

ニューラルネットワークの他の応用例として、最適化問題を解くこともある。ニューロンをいくつか組み合わせてやると、回路自体はその内部にエネルギーを持つが、そのエネルギーは安定な状態に収束する。そこで、回路のパラメーターを決めるときに、収束状態が問題の解になっているようにするのである。この場合、主にホップフィールド型と呼ば

れるニューラルネットワークが使われる。このニューラルネットワークは図4のようにニューロンを並べ、問題の条件に合うようにそれぞれのニューロンを設定してやる。するとこの回路のエネルギー関数はある式で与えられて、その値が最小になる状態に落ち着く。これが解になるのである。

最適化問題の中で一番有名な例と

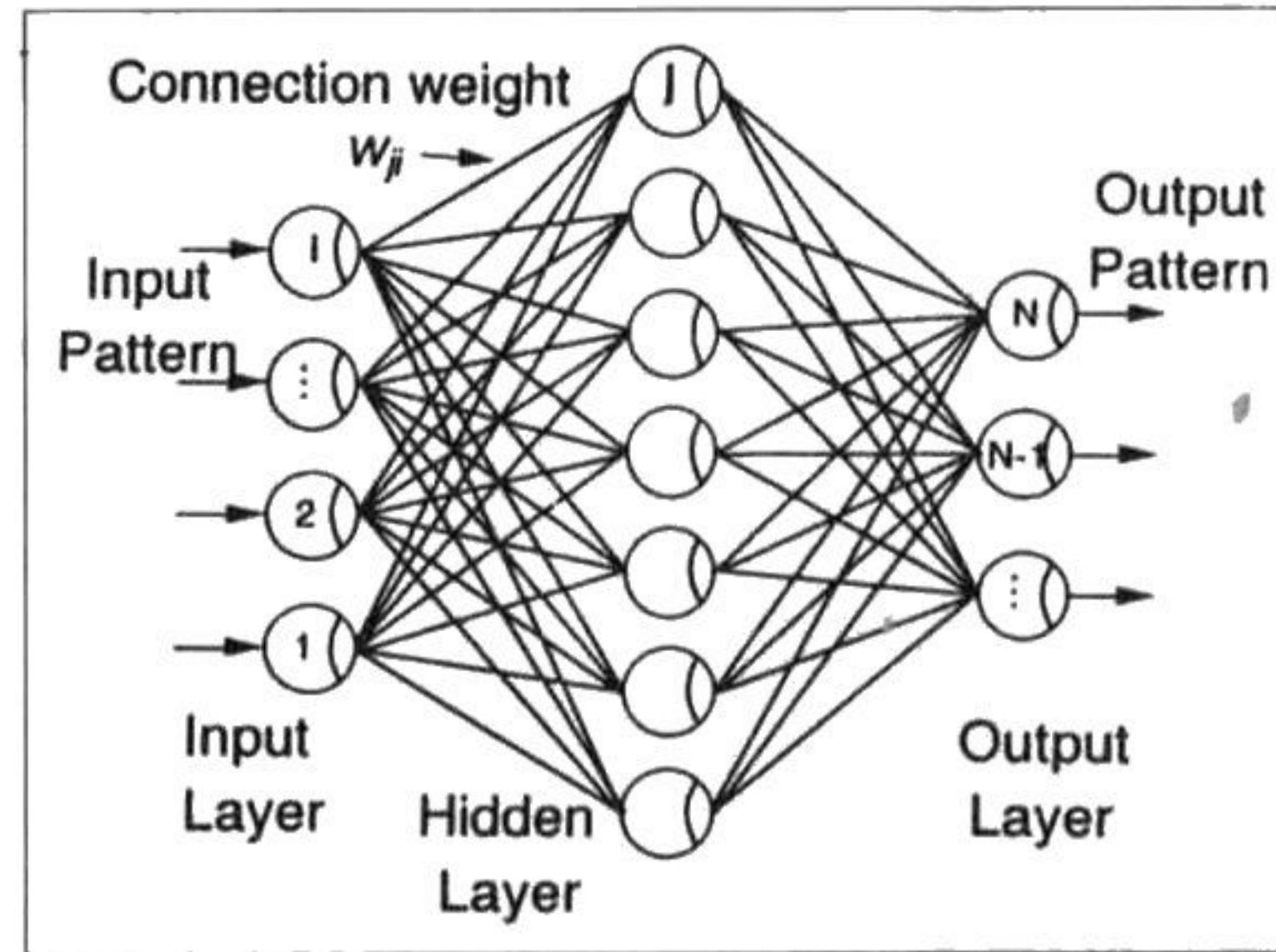


図2 3層フィードフォワード型
ニューラルネットワーク

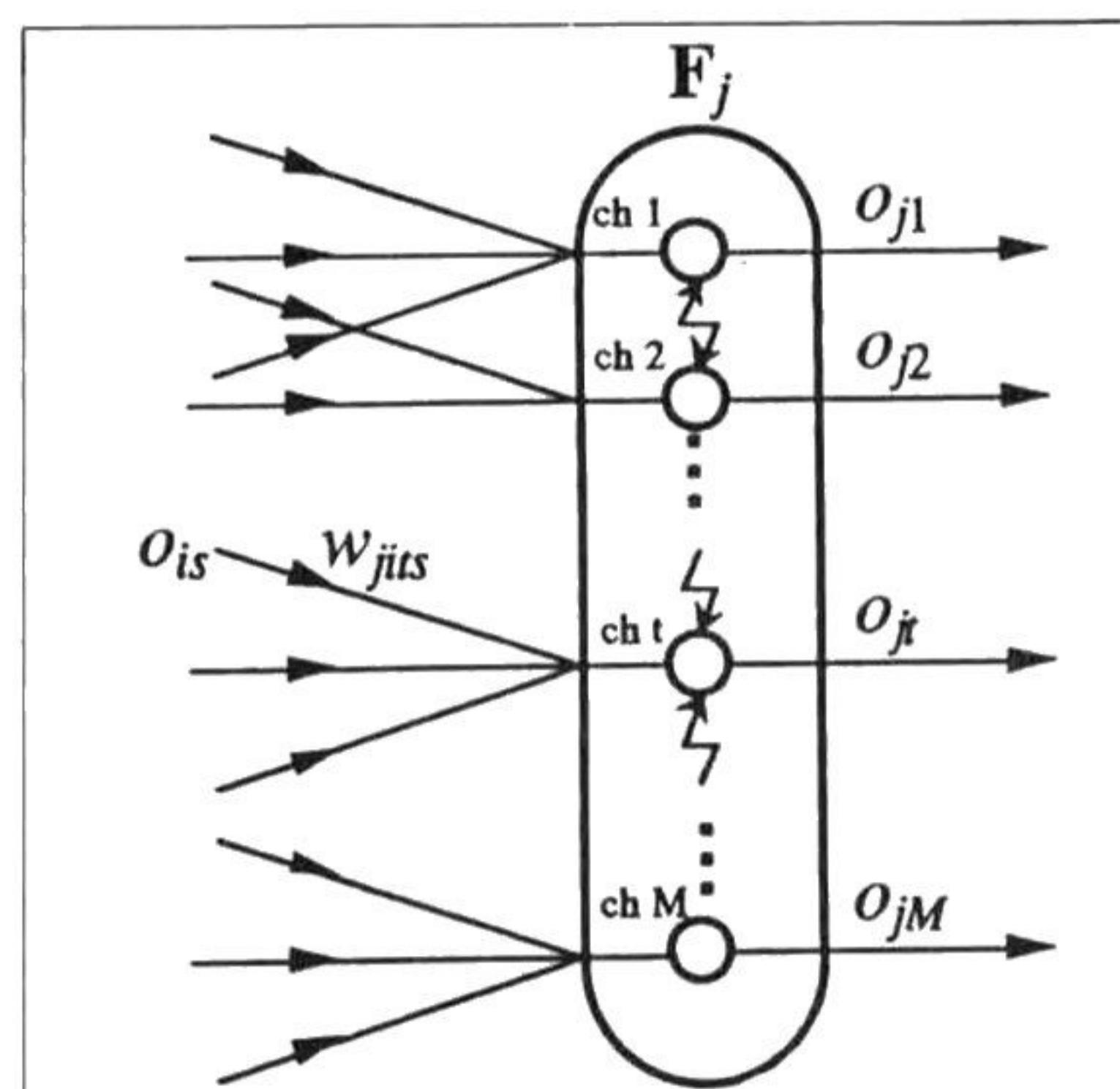


図3 複チャンネルニューロン

して、TS問題（巡回セールスマントラベル問題）があげられる。これはあるところに一人のセールスマントラベルがいて、彼には以下のような条件が課せられている。このとき最適の解を見つけるというものである。

1) ある場所からスタートして複数個ある街を全て、かつ一回ずつまわること。

2) 最後にスタート地点に戻ること。

3) 戻ったときに、その経路の合計を最短にすること。

街の数が3つや4つぐらいならばすぐに答えは見えてくる。しかしながら方針は街の数の階乗の割合で増えていくので、30個ぐらいにまでなるともう常識的に考えると一つ一つ計算することは不可能となってしまう。そういう問題に対してホップフィールド型のニューラルネットワークというものは、比較にならないほどの速さで解答を出すことができる。ただこれにも問題がある。必ずしも正しい解答ができるとは限らない。そもそもこの方法は、回路自体が持つエネルギーを最小にしようとする働きを利用しているために、

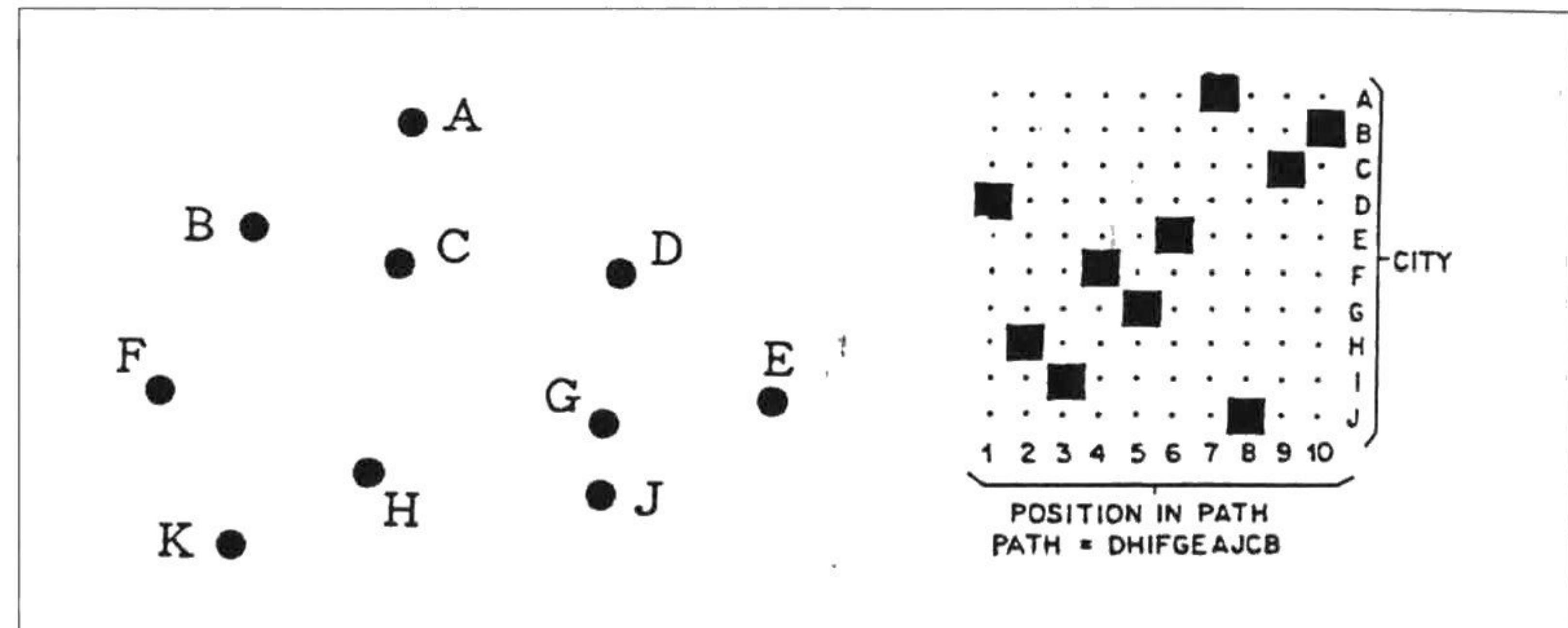


図4

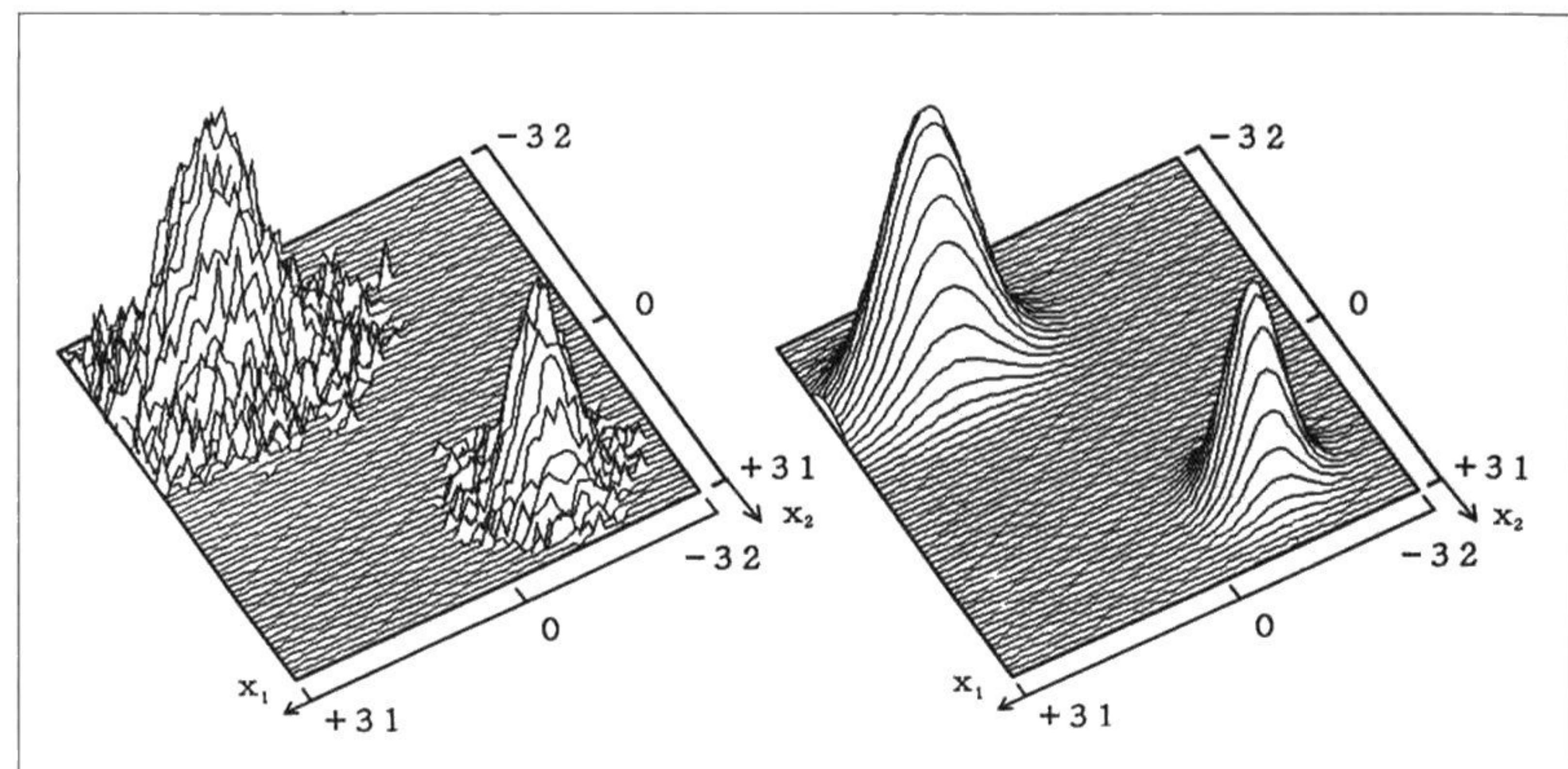


図5 左：誤差を含むデータ 右：正規曲線で近似

もしもそのエネルギー関数が最小値以外のところで極小値をとってしまうとそこを答えにしてしまうこともあるからである。しかしながらこの欠点は、初期設定値を変えることによってある程度解消される。

また別の利用法としては、誤差を

含むデータを正規曲線で近似したいときにこのニューラルネットワークは有用である。最小二乗法とよく似ているが、最小二乗法では計算が困難になるような場合にすばやく解答を得るために使用する事ができるそうである。



もっと効率のよいアーキテクチャーを目指して

将来的には、小杉先生は「効率のいいアーキテクチャーを作ることが一番重要なことだ」と言っておられた。いろいろなアイディアが生物の中や社会のシステムの中にも潜んでいる。人間関係をどういう風にしたらうまくまとまるか、社会体制をどうしたらうまくいくか、といったこ

とのシミュレーションの結果なども何かの役に立つかもしれないで、これらのことと関連付けてニューラルネットワークの新しいアーキテクチャーを考え出していきたい、ということであった。

(金子)