カオスダイナミクスは非常に複雑で、いくつかの特徴的な特性があります。

それらの1つは自己相似性であり、これはカオス力学系のアトラクターが通常フラクタル構造を持っていることを示しています。

次に、カオスダイナミクスは、状態空間でルベーグ測度がゼロである可能性のあるそのようなフラクタルアトラクターに沿ってのみ解を検索します。

したがって、適切なソリューションが検索領域に埋め込まれている場合、カオス検索は効率的であると予想されます。

一方、確率論的方法は、そのような決定論的構造のない解を検索します。

したがって、この意味で、カオス的検索は確率的検索よりも効率的である可能性があります。

さらに、Chen and Aihara（1999,2000）は、最適なソリューションを含むすべてのソリューションが、特定の条件下でカオスニューラルネットワークの奇妙なアトラクターに含まれる可能性があることを示しました。

したがって、この種のカオスニューラルネットワークのダイナミクスは、奇妙なアトラクタの構造を適切に設計できれば、組み合わせ最適化問題の解を探すのに非常に効果的かもしれません。

残念ながら、ホップフィールド-タンクニューラルネットワークのアーキテクチャに基づくこれらのアプローチ（Chen＆Aihara、1995; Hasegawa et al。、1995; Nozawa、1992; Yamada＆Aihara、1997）は、大規模なTSPにはあまり効果的ではありません。

最初の理由は、ニューラルネットワークのサイズが大きくなりすぎて大きな問題が発生しないことです。

n都市のTSPを解く場合、ネットワークに必要なニューロンの数Nは次のようになります。

このアプローチではn²。

さらに、ニューロンは相互に接続されているため、相互接続の数はN²=n⁴のオーダーになります。

都市数nが増えると、相互接続数が多くなり、計算が難しくなります。 2つ目の理由として、TSPの制約を満たすために、都市から出発し、各都市を1回だけ訪問し、出発都市に戻るという、クローズドで実行可能なツアーを構築するのは簡単ではありません。

これは、クローズドツアーは、準エネルギー関数のこの制約項を完全に満たす発火パターンによってのみ実現されるためです。

ニューラルネットワークの状態が制約項を満たさない場合、閉じた実行可能なツアーを形成することさえできません。

上記の理由により、ホップフィールド-タンクニューラルネットワークのアーキテクチャに基づくこれらのアプローチは、10都市のTSPなどの非常に小さなトイプロブレムにのみ適用可能であることが広く認識されています。

上記の欠点を克服するために、Hopfield-Tankニューラルネットワークに基づかない新しいカオス検索法をすでに提案しました（Hasegawa、＆Aihara、1997）。

カオスニューラルネットワークのダイナミクスを、TSPツアーの非常に単純な更新方法である2オプトアルゴリズムと組み合わせました。

2-optアルゴリズムは常に実行可能ツアーを生成するため、この方法（Hasegawa et al。、1997）は常に実行可能解を提供します。

さらに、この方法は、Hopfield and Tank（1985）によって提案された基本的なコーディングスキームを使用しないため、ツアーの長さを短くし、制約を満たすことは、相互接続に実装されません。

つまり、ニューロン間に重要な接続はありません。

その結果、計算は従来のカオス的アプローチよりもはるかに簡単です（Chen＆Aihara、1995; Hasegawa et al。、1995; Nozawa、1992; Yamada＆Aihara、1997）。

次に、この方法が、たとえば数百の都市の問題など、より大きな問題に適用できることを示しました（Hasegawa et al。、1997）。

一方、大規模なTSPには、まださまざまな効率的な方法があります。

その中で、タブーサーチは最近の研究で最も強力な方法の1つとして認識されています（Glover、1989、1990; Glover、Taillard、およびWerra、1993）。

タブーサーチの概念は、最近行われた移動を禁止し、検索スペース内の他の領域を検索する可能性があるように説明されています。

タブーサーチのアルゴリズムは次のように説明されます。改善の動きがない場合は、次のように説明されます。改善の動きがない場合は、目的関数値の劣化が最も少ない動きが選択されます。

訪問したばかりの地元の最適な場所に戻ることを避けるために、逆の動きは完全に禁止されています。

これは、これらの動きをタブーリストと呼ばれるデータ構造に格納することで実現されます。これには、禁止された移動を記憶するs要素が含まれています。sはタブリストのサイズです。

移動がタブーリストに保存されると、それはs回の反復でタブーになります。

このタブムーブは、数回後に再び利用できるようになります。

後方移動を禁止する「タブー効果」の観点から、カオスニューラルネットワークモデル（相原、1990;相原ら、1990）はタブーサーチと同様の効果を持っています。

その理由は、Caianielloニューロンモデル（Caianiello、1961）とNagumo-Satoニューロンモデル（Nagumo＆Sato、1972）に基づくカオスニューラルネットワークには、難治性効果の時間的合計が含まれているためです。

この効果は、実際の生物学的ニューロンの特徴の1つです。ニューロンは、以前の発火後に発火しにくくなります。

そして、難治性効果によって抑制されたニューロンがタブーの動きに対応していれば、この難治性効果を備えたニューラルネットワークによるタブー効果を実装することが可能であることがわかります（長谷川、池口、相原、2000）。

このような特性に加えて、カオスニューラルネットワークには複雑なアナログカオスダイナミクスもあり、組み合わせ最適化問題に対してより高い検索能力を提供する可能性があります。

この方法は、従来のタブーサーチをカオスバージョンに拡張することで実現できます。

まず、タブーサーチがニューラルネットワークに実装されます。

各ニューロンの難治性効果は、タブーサーチのタブー効果の代わりに使用されます。

つまり、考えられるすべてのヒューリスティックな動きはニューロンの発火によって定義され、各ニューロンは発火後に不応性の影響を及ぼします。

このニューラルネットワークでは、一部のニューロンの大きな不応効果は、対応する動きがタブーであることを意味します。

このニューラルネットワークは、タブーサーチニューラルネットワークと呼ばれる従来のタブーサーチと同じアルゴリズムを実現できます。

次に、各ニューロンはカオスニューロンに置き換えられます（Aihara、1990; Aihara et al。、1990）。

タブーサーチニューラルネットワークとそのカオスバージョンへの拡張との異なる点は、これら2つのネットワークが異なる出力関数を持っていることです。

タブーサーチの状態は、タブーまたは非タブーのいずれかであると判断され、タブーサーチニューラルネットワークは、すべての状態を0または1の状態ニューロンで表現します。

一方、カオスニューロンは、非線形のアナログ出力関数と、カオスダイナミクスを構成する不応性効果を持っています。

タブー効果を維持できるこのタイプのカオスダイナミクスを利用します。このような特性に加えて、カオスニューラルネットワークには複雑なアナログカオスダイナミクスもあり、組み合わせ最適化問題に対してより高い検索能力を提供する可能性があります。

この方法は、従来のタブーサーチをカオスバージョンに拡張することで実現できます。

まず、タブーサーチがニューラルネットワークに実装されます。

各ニューロンの難治性効果は、タブーサーチのタブー効果の代わりに使用されます。

つまり、考えられるすべてのヒューリスティックな動きはニューロンの発火によって定義され、各ニューロンは発火後に不応性の影響を及ぼします。

このニューラルネットワークでは、一部のニューロンの大きな不応効果は、対応する動きがタブーであることを意味します。

このニューラルネットワークは、タブーサーチニューラルネットワークと呼ばれる従来のタブーサーチと同じアルゴリズムを実現できます。

次に、各ニューロンはカオスニューロンに置き換えられます（Aihara、1990; Aihara et al。、1990）。

タブーサーチニューラルネットワークとそのカオスバージョンへの拡張との異なる点は、これら2つのネットワークが異なる出力関数を持っていることです。

タブーサーチの状態は、タブーまたは非タブーのいずれかであると判断され、タブーサーチニューラルネットワークは、すべての状態を0または1の状態ニューロンで表現します。

一方、カオスニューロンは、非線形のアナログ出力関数と、カオスダイナミクスを構成する不応性効果を持っています。

タブー効果を維持できるこのタイプのカオスダイナミクスを利用します。

本論文では、カオスニューラルネットワークによって大規模TSPを解決するための新しいアプローチを提案します。

二次割り当て問題に関するタブーサーチを含むカオスサーチの有効性をすでに示しましたが（Hasegawa et al。、2000）、そのような方法をTSPのはるかに大きな問題に適用します。

コーディング構造が異なる2つの新しい方法を実現します（表1）。

どちらの方法でも、トーラスの基本的な更新には2オプト交換が使用されます。

最初の方法は、接続されたパスを記憶するタブーサーチの拡張です。

各パスは、相互にリンクされた2つの都市で表される必要があるため、これには、n都市TSPのn²の順序を記憶する必要があります。

2つ目は、2オプト更新で表示された都市を記憶するタブーサーチの拡張です。つまり、これには以前に接続されたパスを記憶する必要があり、ツアーの状態を記憶する方が良いようで、以前の検索の情報が多くなります。

ただし、必要なニューロンの数はn²であるため、より多くのコンピュータメモリが必要になります。

一方、後者の方法は小規模なニューラルネットワークで実現でき、必要なコンピュータメモリはごくわずかです。

この観点から、後者の方法は非常に大きなTSPに適用できると予想されます。

さらに、私たちの方法をはるかに大きなTSPに適用できるようにするために、上記のカオスニューラルネットワークの計算ワークロードの削減方法も適用します。

これらのメソッドの解決可能なパフォーマンスを評価します。従来の通常のタブーサーチ、タブー効果を指数関数的に低減する指数タブーサーチ（Hasegawa et al。、2000）、および従来の確率的サーチ。

さらに、さまざまな問題に簡単に適用できるように、カオスニューラルネットワークの制御方法も提案します。

カオスニューラルネットワークモデルには多くのパラメーターがあり、組み合わせ最適化問題の解決可能なパフォーマンスはそれらの値に依存します。

適切なパラメータ値で効果的な検索を行うことは可能ですが、さまざまな問題を解決する必要がある場合、問題ごとにこのような適切なパラメータ値を手動で見つけることは非常に困難であるため、この方法を実際の問題に適用することは困難です。

次に、個々の問題に適したより良い検索を実現するために、これらのパラメーター値を自動的に調整するメソッドを構築します。

その結果、85,900都市の問題までの非常に大きなTSPでも、この方法が優れたパフォーマンスを発揮することを示しています。

2.1.2。パスに基づくタブーサーチニューラルネットワーク

次に、難治性効果を使用して、ニューラルネットワークモデルに上記のタブーサーチを実装します。パスを選択する場合、各2-opt更新でn（n -1）/ 2の方法があります。

その結果、n（n-1）/ 2種類の2次元要素がタブリストに記憶される可能性があります。これらすべての要素のタブ効果を定義するために、n（n-1）/ 2ニューロンが準備され、（i、j）、（i = 1、…、n、j = i + 1、…n）でラベル付けされます。図2に示すように。

各（i、j）番目のニューロンは、都市iとjの間のパスに対応します（この論文では、（i、j）と（j、i）は同じです）。 （i、j）番目のニューロンが発火すると、対応するパスi – jおよびa（i）– a（j）は、図2に示すように2-opt交換に接続されます。タブーサーチの場合、この発火。ここで、sはタブーリストのサイズです。

次に、従来の通常のタブーサーチと同じように動作するニューラルネットワークは、同期更新を使用して次の式で実現できます。

ここで、Δij（t）は、都市iとjをリンクする2オプト交換によって提供される目的関数値（ツアーの長さ）のゲインです。つまり、Δij（t）= D0（t）-Dij（t）です。 D0（t）とDij（t）は、時間tでのツアーの長さであり、都市iとjをリンクする2オプト交換（図2）、β、ゲイン効果のスケーリングパラメーターkr、タブ効果の減衰パラメーターα、タブ効果のスケーリングパラメーターxij（t）は、パスの再効果とタブ効果に対応する時間tでの（i、j）番目のニューロンの内部状態です。それぞれIとjの間。

内部状態の合計の場合、

{εij（t + 1）+ηa（i）a（j）（t + 1）+ηij（t + 1）}

すべてのニューロンの中で最大の場合、この（i、j）番目のニューロンが発火し、都市Iとjの間のパスが2-opt交換によって接続されます。このパスの接続を記憶するために、xij（t + 1）を1に設定し、他のすべてのニューロンの出力xkl（t + 1）、（k、l）≠（i、j）および（k、l） ≠（a（i）、a（j））は0に設定されます。

このニューラルネットワークでは、（i、j）番目のニューロンが前のs回の反復内で発火した場合、この（i、j）番目のニューロンの発火は、式（1）の十分に大きな正のαで回避されます。 （2）。

同様に、（a（i）、a（j））番目のニューロンの以前の発火も、式（1）の（i、j）番目のニューロンεa（i）a（j）（t + 1）の発火を抑制します。 （3）。

ゲイン効果は、εij（t）を介して各ニューロンに外部から適用され、ゲインの大きいニューロンの発火は、式（1）によって容易になります。 （1）。

このニューラルネットワークには、パラメーター値に応じて異なるタブ効果を持つさまざまなメソッドが含まれています。

たとえば、従来のタブーサーチは、α→∞、kr = 1、メモリのサイズsをタブーリストの長さに設定することで再現できます。これは、無限大の強さを意味します/一方、このニューラルネットワークモデルでは、0 <kr <1および正の有限αでタブ効果を指数関数的に減少させることができます。以下では、このバージョンを指数タブーサーチと呼びます。 2.1.3パスに基づくカオスニューラルネットワーク 上記のニューラルネットワークの構造は、カオスニューラルネットワークに似ています（Aihara、1990; Aihara et al。、1990）。カオスニューラルネットワークには、パラメータkrとともに指数関数的に減少する不応効果（上記のタブーサーチニューラルネットワークのタブー効果に対応）もあります。指数関数的減衰を伴うこの不応性効果は、上記のタブーサーチニューラルネットワークによって実現される指数関数的タブーサーチのタブー効果とほぼ同じです。ただし、出力関数には大きな違いがあります。上記のタブーサーチニューラルネットワークの各ニューロンxij（t）の出力は、式（1）の最大内部状態を検出することによって0または1であると決定されます。 （3）すべてのニューロンの中で。この離散出力は、対応する動きがタブーリストに記憶されているかどうかを判断するために使用されます。これは、従来のタブーサーチにおけるタブー効果の重要な側面です。一方、カオスニューラルネットワークは、カイサニエッロニューロンモデル（カイアニエロ、1961）や南藤佐藤のヘヴィサイド出力関数ではなく、もともとアナログシグモイダル関数（相原、1990;相原ら、1990）を採用しています。ニューロンモデル（Nagumo＆Sato、1972）。非線形アナログ関数は、カオスニューロンモデルで決定論的であるが複雑なカオスダイナミクスを生成します。カオスニューロンに、0または1出力のみをとるヘヴィサイドの階段関数などの離散出力関数を使用すると、カオス的振る舞いを観察できません（Aihara、1990; Aihara et al。、1990）。次に、離散出力関数をアナログシグモイド関数に置き換えることにより、タブーサーチニューラルネットワーク（式（1）および（2））でもカオスダイナミクスを実現できることが期待されます。この混沌とし​​た方法は、従来のタブーサーチとは異なりますが、アナログ出力関数を使用してもタブーの効果は維持されます。アナログ出力関数の場合、ニューロンの発火はxij（ t + 1）> 1/2、whrere xij（t + 1）= f {0εij（t + 1）+ηi、j（t + 1）+εa（i）（j）（t + 1）+εij（ t + 1）}、f（y）= 1 /（1 + e -y / e）、および内部状態ηij（t）との最大接続の検出（式（5））。 次に、タブ効果とカオスダイナミクスの両方を含む新しい方法が、非同期更新を使用した次の方程式によって実現されます。 xij（t + 1）> 1/2の場合、（i、j）番目のニューロンが発火し、図2に示すように、都市iとjの間のパスが2-opt交換に接続されます。 このニューラルネットワークは非同期に更新されることに注意してください。このニューラルネットワークでは、複数のニューロンが1回の反復で発火するための条件を満たす可能性があります。次に、これらすべての発火に対して、発火時のイベント（2オプト更新）を実行する必要があります。ただし、複数の2オプト交換を同時に適用することはできません。そうすると、ソリューションを実行可能に保つのは危険です。次に、同時交換が必要ないため、このホワイトペーパーでは非同期更新について説明します。 数値計算の場合、式（6）は、次の形式に還元できます。t<sの場合、ここでR = 0（1-kr）。ここでは、u <0に対してxij（u）= 0と仮定します。これは、通常、初期条件に対してタブ効果がないことを意味します。 元のカオスニューラルネットワーク（Aihara、1990; Aihara et al。、1990）では、式（1）のs -1 = tです。 （6）、これは、カオスニューラルネットワークが以前のメモリ効果全体をt = 0から維持し、krとともに指数関数的に減少することを意味します。強さが常に無限である従来のタブーサーチは、これまでに見られなかったより良い解決策につながる前の動きを許可するために永遠に続くべきではありません。従来のタブーサーチのパフォーマンスは、タブーリストのメモリサイズに依存します。一方、提案されたカオス検索では、より長いメモリを保持できます。さらに、この検索には、タブー検索だけでなく、組み合わせ最適化に効果的であると考えられるカオス変動も含まれます（Chen＆Aihara、1995; Hasegawa et al。、1995; Hasegawa et al。、1997; Ishii＆Satoh、1997; Nozawa、1992 ;山田＆相原、1997）。 提案されたカオス的探索法は効率的な探索を実現するかもしれないが、それは図2に示すn²のオーダーのニューロンで構成されているため、それでも大きなコンピュータメモリを必要とする。これを2次元法と呼ぶ。

2.2。 n個のニューロンを使用してn個の都市のTSPを解く（1次元法） 2.2.1。引用を暗記するタブーサーチ 混沌とした検索のベースとして、1次元の要素である都市のみに基づく別のタブリストが導入されています。このタブリストは、2オプトアップデートで登場した都市で構成されています。このリストは接続されたパスを記憶できないため、以前に検索された状態を記憶するには、セクション2.1のパスを含むタブリストほど十分ではない可能性があります。 1次元リストを使用する利点は、このリストに基づくカオス検索アプローチでは、必要なメモリパスのサイズがはるかに小さく、各パスを2つの都市で表す必要があり、タブーサーチニューラルネットワークのサイズが次のようになることです。 n²。一方、都市はn個の要素のみでラベル付けできるため、都市を記憶するタブーサーチはn個のニューロンのみを含むニューラルネットワークで実現できます。 ここでは、このようなタブーサーチを次のように紹介します。図3に示すように、都市Iとjを結ぶ2オプト交換を行うと、タブーリストには都市Iのみが記憶されます。各2-opt更新で、都市Iとjの両方がタブーではなく、ゲインが最大の場合、対応する移動が選択されます。 2.2.2。都市を記憶するタブーサーチニューラルネットワーク ニューラルネットワークで上記のタブーサーチを実装するために、n個のニューロンがn個の都市のTSP用に準備されます。 i番目のニューロンは都市iに対応します。 i番目のニューロンを更新する場合は、都市Iと接続する候補であるため、最初に都市jを選択する必要があります（図3）。そして、この都市jもタブーであってはなりません。つまり、i番目とj番目のニューロンの両方のタブ効果は小さいはずです。さらに、都市iとjをリンクする対応する2-opt交換は、実際の更新として選択されるためにより大きなゲインを提供する必要があります。 次に、ニューラルネットワークを次のように構築します。i番目のニューロンへの入力εi（t）には、j番目のニューロンのタブ効果と都市iとjをリンクする2オプト交換によって提供されるゲイン効果の両方が含まれます。 。ここで、この入力εi（t）は、都市iに接続するための最良の入力、つまり、小さいタブ効果εj（t）と大きいゲインΔij（t）からのみのものです。このような最良のjを選択するために、εi（t）+Δij（t）の最大値に対応する都市が選択されます。次に、この最大値は、内部状態εi（t）としてi番目のニューロンに適用されます。このニューラルネットワークでは、i番目のニューロンが発火すると、図3に示すように、都市Iとjを接続するために2-opt交換が実行されます。2次元法に対応する内部状態（選択2.1.2）。 次に、都市に基づくタブーサーチニューラルネットワークは、次の式で実現できます。{εi（t + 1）+εi（t + 1）}がすべてのニューロンで最大の場合、対応する移動が実際に実行されます。つまり、都市Iは、式（1）でjとして選択された都市に接続されています。 （10）、2-opt交換を使用します。 このニューラルネットワークにより、i番目のニューロンが前のs回の反復で発火した場合、このニューロンの発火は内部状態εi（t）によって回避されます。式（1）で選択されたj番目のニューロンのタブ効果があったとしても。 （10）は非常に小さく、i番目のニューロンが強いタブ効果を持っている場合は発火しません。 セクション2.2.1のタブーサーチは、α→∞、kr = 1、メモリのサイズsをタブーリストの長さに設定することで実現できます。