

非線形最適化へのサポートベクターマシンの応用に関する考察*

A Consideration on Application of Support Vector Machine for Non-linear Optimization*

有村 幹治**・長谷川 裕修***・藤井 勝****・田村 亨*****

By Mikiharu ARIMURA**・Hironobu HASEGAWA***・Masaru FUJII****・Tohru TAMURA*****

1. はじめに

本研究では土木計画学分野における多峰性解空間をもつ非線形最適化問題に、非線形二値判別手法として注目されるサポートベクターマシン (Support Vector Machine: 以下SVMと記述) を応用する方法について考察する。

近年、土木計画学分野において相互作用系モデルを評価システムとして用いた研究が、交通現象や土地利用等を対象として多くなされている。例えば、中山ら¹⁾は交通システムの動的分析のために、移動経路を自ら学習する適応型エージェントを用いたシミュレーションモデルを構築している。奥嶋ら²⁾は、自律的な交通行動主体を基本とした人工社会モデルにより都市交通政策導入時の日常的な交通行動変化を再現し、交通行動の局所的変化とシステム全体との相互作用から生じる大局的現象の具体的な記述を試みている。Kagaya et al.³⁾は、震災時の都市内避難行動を対象として、避難者群をアンケートにより7属性に分類し、マルチエージェントモデルにより再現している。Teknomo and Gerilla⁴⁾は同じくマルチエージェントモデルを用いて歩行者交通流を非線形システムとして記述し、走行レーンの自己組織化現象を再現している。また、Kii and Doi⁵⁾は、土地利用交通モデルをマルチエージェントモデルにより記述し、都市の物理的な緊密性、総旅行長、エネルギー消費と社会的厚生 の視点から、コンパクトシティ施策の評価を試みている。

相互作用系モデルの構築が学術的用途上、現象解明と理解に有用であることはいうまでもない。しかし、相互作用系モデルが持つ非線形性、結果の初期値依存性や経路依存性により、現況の実務的用途は、パラメータ調整による現状再現や、施策変数の初期値変更による施策

*キーワード：非線形最適化、サポートベクターマシン

**正員,工博,(株)ドーコン交通部 (札幌市厚別区厚別中央1-5-4-1 TEL 011-801-1520,FAX 011-801-1521)

***学生員,工修,室蘭工業大学大学院工学研究科建設工学専攻博士後期課程

****正員,工修,室蘭工業大学大学院工学研究科建設工学専攻博士後期課程

*****フェロー,工博,室蘭工業大学工学部建設システム工学科

の有無・実施前後のインパクト評価、初期値や内部ルールの相違によるシナリオ分析、もしくはコンピュータグラフィックスの視角効果を用いたPI活用等が挙げられることが多いのではないだろうか。

しかしモデルが記述された以上、そのモデルを用いて近似とはいえ最適解集合を見つけ出すことは可能である。安定的に近似最適解の探索が可能となると、最適な、もしくは分析者の希求水準を満たす設計案や施策、ルール群を導出することができる。複雑系モデルを対象とした場合でも、最適化問題として捉えることは工学的に自然な発想であり、今後とも計画学におけるモデリングと解法の研究は共に進化するものと筆者らは考えている。

本研究で考察の対象となる最適化問題は、評価システムが多項式時間では厳密解が得られないNP困難な計算クラスの問題として記述されていること、また、分析者は目的関数形状を事前情報として知り得なく、それは非凸の可能性のあることの二つである。このようなNP困難な非線形最適化問題の近似解法としては遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; 以下GA) 等のメタヒューリスティック手法が有力視される。しかし多点探索であるGAは、評価モデルの各パラメータの上下限値は所与であっても、制約条件を満たすパラメータの組み合わせが不明、また、求めようとする目的関数値の水準が制約条件として付加された場合、制約を満足しない解が最適化処理の過程で多数生成されてしまう。そのため、評価モデルの計算に時間を要する問題に対してGAを単純に適用することは、計算時間が増大化するため現実的な方法ではない。制約を満たさない解候補の評価に時間を要してしまう問題は、遺伝子列のコーディング方法や制約を満たさない解に対するペナルティ関数の設定等により回避できるが、事前に制約を満たすパラメータの存在領域を分析者が知っていることを前提とするため、根本的な問題解決には至っていない⁶⁾。

そこで本研究では、各種制約条件を満たす解の存在領域が不明なシステムに対して、最適化計算の過程において生成された解候補の評価値と、制約条件の充足状況の二つの出力情報を利用することで、少ない解析回数で最適解を効率的に探索する方法を考察する。基本的には、パラメータの探索過程において判明した出力値を基に、

目的関数の応答曲面と制約曲面の推定を繰り返すことで、パラメータの存在領域を抽出しつつ、最適化を実行するアプローチである。

なお、このような目的関数の内部構造や解の存在領域が未知の問題に対する解法に関する研究としては、宮田ら⁷⁾が、非線形判別分析を用いて解の存在領域を推定し、効率的にサンプリングを行う方法を提案している。また、最適化プロセスにおいて計算された目的関数値を利用して目的関数を近似する解法としては、白井ら⁸⁾がRBFネットワーク (Radial Basis Function Networks;以下RBFNと記述) を目的関数近似に用いたアルゴリズムを提案している。また、SVMを最適化手法に適用した事例としては、鷲野ら⁹⁾が、SVMを同じく目的関数近似に用いたアルゴリズムを提案している。本研究では特に、制約条件を充足する解の存在領域の推定に近年非線形判別分析手法として注目されているSVMを、目的関数の近似に対してRBFNを、それぞれ並列的に用いるアルゴリズムを提案する。数値計算事例から、SVMを最適化に適用する有効性について考察する。

2. SVM

SVMはVapnikら¹⁰⁾が、1960年代に提案したOptimal Separating Hyperplaneを基礎とする二値判別手法であり1990年代になってVapnik自身により、カーネル関数を組み込むことで非線形判別にも対応できるモデルとして拡張された。この拡張によりSVMは最も認識性能の優れた手法の一つと言われる。

SVMは、線形しきい素子を用いて2クラスのパターン識別器を構成する手法である。SVMの概念図を図-1に示す。データ群□と○を分離する識別関数 $f(x)$ を求める問題になるが、そのときデータの存在する領域の境界面 H_1, H_2 間の距離 $1/\|w\|$ を最大化させる $f(x)$ を求める。2種類のデータを完全に分離できる場合をハードマージン、一部分離できない場合をソフトマージンといい、いずれも線形条件のある2次関数の最大化問題に変換される。

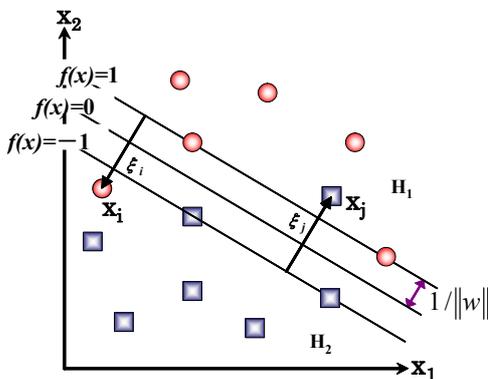


図-1 ソフトマージン分離

SVMが未学習データに対して高い識別性能を発揮するのは、線形分離不可能なデータを高次元の特徴空間に写像し、カーネル関数を用いて内積計算を簡略化しつつ、特徴空間上で分離マージンを最大化させる超平面を凸2次計画問題として厳密に求めていることが挙げられる(図-2)。このカーネル関数に使用される代表的な核関数としては、多項式型カーネル、シグモイド型カーネル、確率密度関数であるガウシアンを用いたガウス型カーネルが挙げられる。

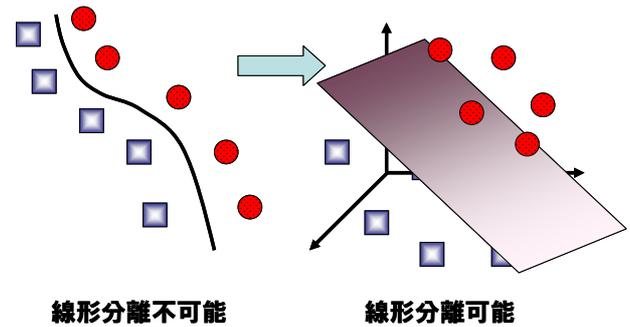


図-2 高次元空間写像と線形分離

本研究で対象とする最適化問題にSVMを導入する意義は、最適化処理の過程で得られたパラメータの入出力情報を用いて、制約曲面を近似できることである。

3. SVMを用いた制約曲面近似

本研究では、以下の2変数の制約条件付き最適化問題(式-1)を考察のための例題とした。

$$\text{Minimize } f(x_1, x_2) \quad (1)$$

$$g_i(x_1, x_2) \leq 0; i = 1, \dots, m$$

$$(x_1, x_2) \in R^n$$

m : 制約条件数

n : 次元数

式-1の f は目的関数、 g は制約条件式を示す。ここで、各パラメータの上下限値は既知、目的関数、制約関数は評価システムとして記述されているものの、目的関数の全体形状は未知で、非凸の可能性があり、パラメータ候補が制約条件を満足するかどうかを知るためには、生成されたパラメータ候補の評価計算を行う必要があり、その計算には時間を要すると仮定する。

提案するアルゴリズムの基本的な計算過程は、まず、複数のパラメータ入力に対して、目的関数値及び制約関数値を計算する。次に目的関数値と制約条件の判定結果を教師信号として用いて、目的関数の応答曲面と制約条件の制約曲面を作成する。応答曲面から最適候補、制約曲面から、曲面の近傍候補を抽出し、新たに教師信

号として追加することで、目的関数の応答曲面と制約条件の制約曲面を逐次、精緻化する。計算過程を以下に示す(図-3)。

- ①任意の初期パラメータ集合を生成する。
- ②パラメータ集合の評価計算を実行する。目的関数値と制約条件の充足状況から教師信号(1,もしくは-1)を作成する。
- ③教師信号集団からSVMにより制約関数の近似曲線を判別関数として得る。
- ④同様に教師信号集団の目的関数値を用いて目的関数の応答曲面を、非線形関数近似に有効とされるRBFNを用いて作成する。
- ⑤パラメータ x_1, x_2 を任意の解精度で区切り、全パラメータの組み合わせをRBFN及びSVMに代入する。判別関数に近いパラメータの組み合わせ(図-3, α_1)、及び応答曲面より得られる近似最適値候補となるパラメータの組み合わせ(図-3, α_2)に対して、再度、評価計算を実施する。評価計算の結果を新しい教師信号として教師信号集団に加えて③からのプロセスを繰り返す。

以上より、評価システムの応答曲面と制約曲面を同時に推定しながら、最適値の探索を行う。

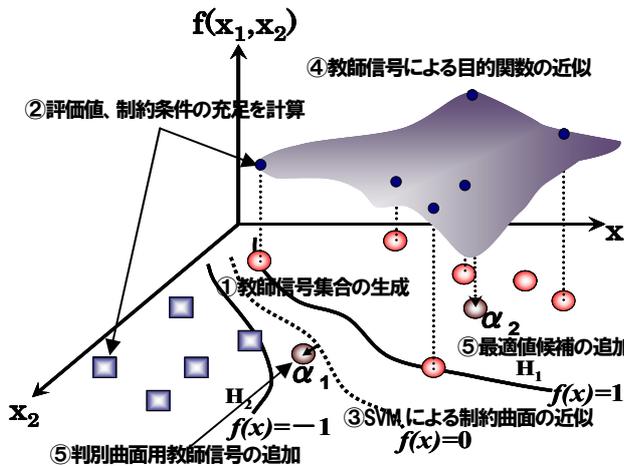


図-3 解探索アルゴリズム
(追加されるパラメータ α_1, α_2 が1個の場合)

なお、目的関数の推定方法としては、応答曲面法やニューラルネットワーク、RBFNによる関数近似が考えられる。SVMの役割は制約を満たすパラメータの存在領域の推定であり、逐次、判別関数が存在するマージン領域から新しい教師信号を追加し、判別関数の存在領域としてのマージン領域を狭めることで、近似の制約関数としての判別関数近似の精度を上げる。データが存在する領域の限界面間の距離を最大化させるSVMの特徴により、探索の進行に伴い制約曲面の存在領域が特定化されていく。

4. 数値計算事例

(1) 数値計算とGAとの比較

本研究では、提案したアルゴリズムの動作について、二つのテスト関数を用いて観察し、SVMを最適化アルゴリズムに組み込む可能性を検証した。テスト関数は単峰性関数であるRidge関数(式-2, 図-4)と、多峰性関数であるRastrigin関数(式-3, 図-5)を用いた。

$$F_{Ridge}(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2 \quad (2)$$

$$(-64 < x_i < 64)$$

$$\text{Minimize } (F_{Ridge}(x)) = F(0,0,\dots,0) = 0$$

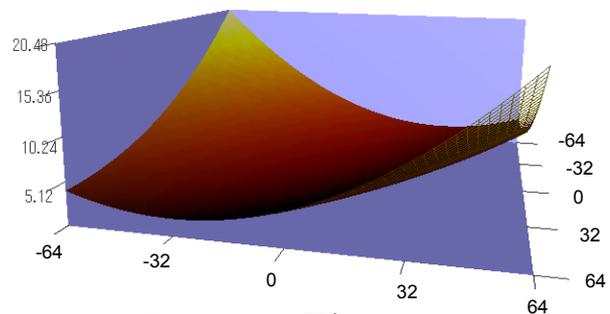


図-4 Ridge関数 (n=2)

$$F_{Rastrigin}(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) \quad (3)$$

$$(-5.12 < x_i < 5.12)$$

$$\text{Minimize } (F_{Rastrigin}(x)) = F(0,0,\dots,0) = 0$$

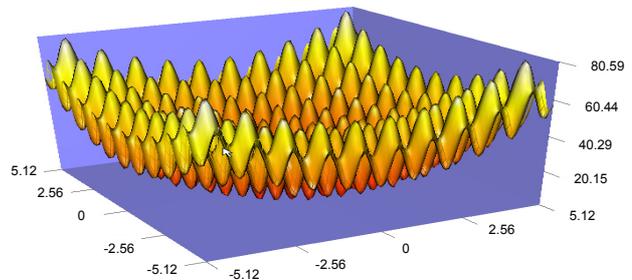


図-5 Rastrigin関数 (n=2)

数値計算事例では、次元数 $n=2$ とした。制約条件として、Ridge関数では目的関数値が10以上となる場合、Rastrigin関数では同じく目的関数値が40以上となる場合、要求水準を満たさないものと設定した。数値計算事例では、初期パラメータ集合は20サンプルとし、新規の最適値候補は、判別関数からの距離と目的関数値が小さいパラメータ候補が、それぞれ10サンプルずつ、合計20サンプルが繰り返す15回、計300回追加されるものとした。RBFNの中間層は20とした。SVMはガウス型カーネルを用いた。

図-6左はRidge関数の探索開始直後の20個の初期サ

ンプルのみでSVMにより推定された最適解の存在範囲である。判別曲線からの距離情報から、制約条件を満たさない解空間を濃く彩色した。図中の実線が制約条件となる判別曲線を示している。図-6右は探索が進行した300サンプル追加時の判別曲面の状況である。判別局面の周辺が精緻化され、最適解 ($x_1 = x_2 = 0$) 周辺の近似解 ($0.413; x_1 = 0.646, x_2 = -0.646$) が探索された。図-7はRastrigin関数の場合であり、同様に、評価計算を行うパラメータ候補を抽出しつつ、最適解を探索している。最適解 ($x_1 = x_2 = 0$) 周辺の近似解 ($1.162; x_1 = 0.000, x_2 = -1.024$) が探索された。図-8は、図-7右図の時点において、RBFNで近似されたRastrigin関数の形状を描画したものである。Rastrigin関数の特徴である多峰性の関数形状は平滑化され、追加された最適値候補周辺で関数形状が近似されている。

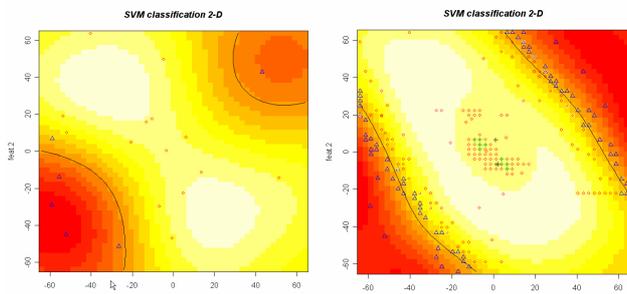


図-6 SVMによる判別曲面の変化 (Ridge関数)
(左: 初期探索時, 右: 最適解探索時)

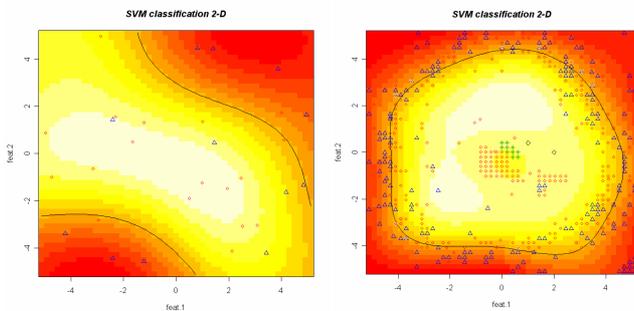


図-7 SVMによる判別曲面の変化 (Rastrigin関数)
(左: 初期探索時 / 右: 最適解探索時)

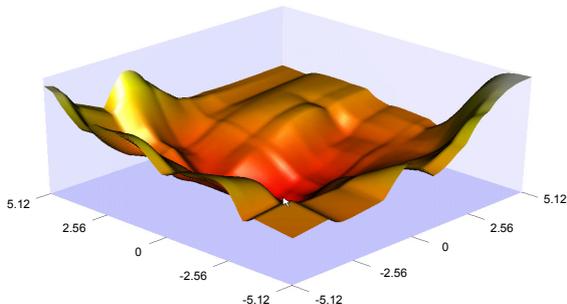


図-8 RBFNによる目的関数近似
(図-7右図の教師サンプル集合による推定結果)

比較のために、単純なGA (Simple GA:以下SGA) を用いて、Ridge関数とRastrigin関数に対して同じ制約条件下で最適解を探索した。SGAを用いてRidge関数の最小値を探索した場合を表-1に、Rastrigin関数を探索した場合を表-2に示す。

表-1, 表-2の上段Case-1のGAパラメータである人口サイズと最大世代数は、SGAの目的関数の評価回数と提案アルゴリズムの評価回数を、ほぼ同程度のオーダー (300回以下程度) とするように設定した。表-1, 表-2の中段Case-2と下段Case-3のGAパラメータは、確率的多点探索手法であるSGAの性能を十分に発揮できるように、人口サイズと最大世代数の両方を大きく設定した。なお、SGAの交叉確率は0.8,突然変異確率は人口サイズの逆数とした。

表-1 SGAによる最適解探索結果 (Ridge関数)

Case	人口サイズ	最大世代数	探索された最適解候補
1	10	30	108.314
	50	6	8.024
	100	3	18.306
	300	1	19.173
2	10	300	25.840
	50	60	0.245
	100	30	0.078
3	100	100	0.058
	200	100	0.015
	300	100	0.007
提案したRBFN-SVMアルゴリズムの解: 0.413 目的関数の評価回数: 300回			

表-2 SGAによる最適解探索結果 (Rastrigin関数)

Case	人口サイズ	最大世代数	探索された最適解候補
1	10	30	2.044
	50	6	3.755
	100	3	4.766
	300	1	2.803
2	10	300	0.040
	50	60	0.743
	100	30	1.016
3	100	100	0.059
	200	100	0.062
	300	100	0.000
提案したRBFN-SVMアルゴリズムの解: 1.162 目的関数の評価回数: 300回			

SGAと提案アルゴリズムの結果を比較すると、Ridge関数、Rastrigin関数のどちらの場合においても、目的関数の評価回数が少ないCase-1においては、提案アルゴリズムの方が良い解を探索した。SGAがランダムサーチとなる設定 (人口サイズ300・最大世代数1) では、SGAが探索した目的関数値はRidge関数では19.173, Rastrigin関数では2.803であり、やはり提案アルゴリズムの方が良い近似解を探索した。しかし、Case-2, Case-3で示されるように、目的関数の評価回数が多くなるにつれて、SGAが、より良い最適解候補を探索する結果となった。

(2) 考察

本研究で提案したアルゴリズムの特徴を整理すると、①RBFNによる目的関数の近似、②SVMによる制約曲面の近似、③新規追加パラメータの目的関数値と制約条件の充足情報を用いたRBFNとSVMの繰り返し学習、の3点となる。アルゴリズムの構成要素であるRBFNはニューラルネットワークの一種であるが、多段型ニューラルネットワークと比較して学習が高速であること、モデル構造がシンプルであること、また任意の連続関数の近似能力に優れるといった利点を備えている¹⁾。また、解の存在領域の推定に用いたSVMは非線形判別能力に優れた性質をもつ。提案されたアルゴリズムは、これらの組み合わせにより、無駄なパラメータの生成を抑制しつつ、少ない目的関数値の評価回数で近似最適解の探索が可能となっている。

SGAとの比較では、目的関数値の評価回数が少ない場合、提案アルゴリズムはSGA以上の探索性能を示したが、目的関数値の計算回数が増加するにつれて、SGAがより良い解を探索する結果となった。GA等の確率的多点探索手法は目的関数値を繰り返し複数回計算する必要があるため、目的関数値を短時間で算出できる問題に対して有効であると考えられる。一方、提案アルゴリズムのような応答曲面と制約曲面を随時近似させる最適化手法は、目的関数が多峰性を持ち、かつ、目的関数値を得るための一回の計算や、シミュレーションに多くの時間やコストを要する問題に対して、現実的な計算時間やコストで有用な解を得るうえで優位性があるものと考えられる(図-9)。

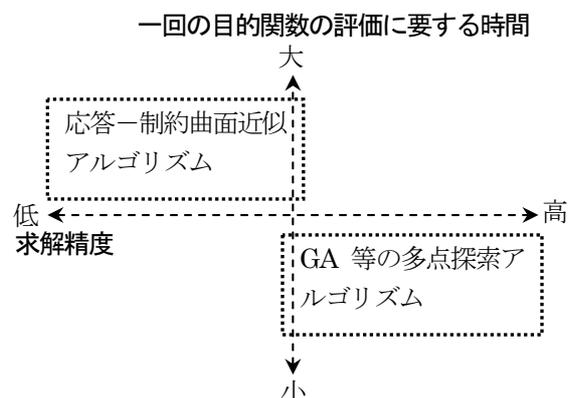


図-9 対象問題の特徴と有効な最適化アプローチ

上記より、提案アルゴリズムの適用が有効となる最適化問題の規模や特性としては、まず、少ない目的関数の評価回数により最適化を行えることから、大規模ネットワーク構造の最適化等、評価に要する時間が大きい問題に対して効果を発揮するものと考えられる。また、応答曲面と制約曲面を利用して解探索を進めることから、解空間の非線形性が強い最適化問題に対しても、制約を満たす一応の準最適解候補を導出できる点を評価すべき

である。探索点が少ない場合、確率的多点探索手法では制約を満たす解空間に候候補が生成されない場合がある。応答-制約曲面近似アルゴリズムが、求解精度を犠牲にしつつも、少ない探索回数で実行可能解を導出する点は、実務的ニーズに答えるものとして評価することができる。

提案したアルゴリズムの問題点と課題を以下に示す。まず、目的関数と解存在領域の近似能力が求解精度に影響を与えることに留意する必要がある。提案アルゴリズムの構成要素であるRBFNは、Gauss関数を基底関数として応答曲面を生成しており、この基底関数の形状を決定するパラメータがRBFNの近似精度に影響を与える。仮にパラメータが良好に設定されなかった場合、新しいサンプルが真の最適値の周辺に追加されない可能性がある。不正確な応答曲面を用いて新規にサンプルが追加された場合、そのサンプルは目的関数値が計算されることによって新しい教師信号となりえるが、真の最適値周辺、もしくは大局的な応答曲面の近似には寄与しないため、新規にサンプルを追加しても、求解精度が向上しない可能性がある。また、解の存在領域の推定に用いられるSVMには、RBFNと同様に、カーネル関数を規定するパラメータと、ソフトマージンを決定するパラメータが存在する。良好なSVMパラメータの組み合わせを求める方法としては、例えば10-fold cross validationが挙げられるが、決定的な方法は無い。制約曲面の近似は、新規に追加されるサンプルの座標を決定するため、制約曲面の近似精度が低いと、制約条件を満たさないサンプルが多く生成されてしまう。目的関数値の計算回数の増加は、本研究における探索アプローチの比較優位性から避けるべき問題である。RBFNとSVMの適切なパラメータ設定の方法は今後の課題となるだろう。

次に新規サンプルの効率的な追加方法を検討する必要がある。前節の計算事例では、アルゴリズムの動作を観察するため、任意の精度で区切られたパラメータセットをRBFNに代入し、近似の目的関数値を出力し、その上で新しい教師信号候補を追加した。この新しい教師信号を探すために任意の精度で区切られたパラメータセットをRBFNに代入するプロセスは、明らかに計算時間を増大化させている。また、現状の教師サンプルの追加ルールは、教師サンプルが最適値候補周辺と判別曲線周辺に集中する。図-8で示されたように、大局的な目的関数の近似にRBFNは有用であるが、新しい教師サンプルが最適値候補の周辺で局地的に追加されるため、近似する解空間が初期収束し、解精度の低下を招く原因となる可能性がある。この問題を回避するためには、教師サンプルの分布が疎な解空間にも、ある程度のランダムさをもって教師サンプルを追加し、全体の応答曲面と判別曲面の形状を近似する等の工夫が必要になるものと考えられる。

上記二つの問題点を解決する教師信号の追加ルールとして、ある程度のランダムさを許容する確率的近似解法であるGAの最適化処理に統合する方法が考えられる。教師信号サンプルをGAの遺伝子列集合として生成し、淘汰処理を、SVMで推定された判別曲面からの距離値とRBFNによる近似の目的関数値の二つの情報を用いて行う。これにより、各世代の教師信号集団が、SVMで近似された解の存在領域内で生成され、制約を満たさない解候補の評価回数を減らすことができるものと考えられる。制約を常に満たす交叉方法が問題となるが、この方法は今後の課題となる。

5. おわりに

本研究ではSVMとRBFNを応用することで、制約関数と目的関数を近似しつつ、最適化を実行するアルゴリズムを構築し、テスト関数から提案した手法の可能性を検討した。RBFNとSVMによる解空間の推定により、より少ない解析回数で準最適値を効率的に探索できる可能性が示された。なお、目的関数の解析時間が短い場合はS GAも依然有効なアプローチである。問題の特徴と必要とされる解精度に応じた手法の使い分けが求められる。

参考文献

- 1) 中山 晶一郎, 高山 純一, 佐藤 達生, 北村 隆一; 経路・出発時刻同時選択を考慮した適応的エージェントによる交通システムシミュレーション, 土木学会論文集D, Vol. 63, No. 2, pp.110-121, 2007.
- 2) 奥嶋 政嗣, 秋山 孝正; 局所的相互作用を考慮した都市交通政策評価のための人工社会モデル, 土木学会論文集D, Vol. 63, No. 2, pp.134-144, 2007.
- 3) Kagaya S., Uchida K., Hagiwara T., Negishi A.; AN

APPLICATION OF MULTI-AGENT SIMULATION TO TRAFFIC BEHAVIOR FOR EVACUATION IN EARTHQUAKE DISASTER, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 6, pp. 4224-4236, 2005

- 4) Teknomo K., Gerilla P.; SENSITIVITY ANALYSIS AND VALIDATION OF A MULTI-AGENTS PEDESTRIAN MODEL, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 6, pp. 198-213, 2005.
- 5) Kii M., Doi K.; Multi agent land-use and transport model for the policy evaluation of a compact city, Environment and Planning B: Planning and Design 32(4), pp.485-504, 2005.
- 6) 有村 幹治, 田村 亨, 井田 直人; 土木計画分野における遺伝的アルゴリズム: 最適化と適応学習, 土木学会論文集D, Vol. 62, No. 4, pp.505-518, 2006.
- 7) 宮田 悟志, 工藤 啓治, 浅子 知昭, 宮川 浩; 非線形判別分析の最適化への応用, 計工学・システム部門講演会講演論文集, Vol.2001, No.11(20011101), pp. 225-228, 2001.
- 8) 白井 隆晴, 荒川 雅生, 中山 弘隆; 回帰とRBFを利用した近似最適化, 最適化シンポジウム講演論文集, Vol.2004, No.6(20041208), pp. 279-284, 2004.
- 9) 鷲野 宏治, 中山 弘隆; サポートベクターマシンによるブラックボックス目的関数最適化, 電子情報通信学会技術研究報告. Vol.102, No.253(20020719), pp. 1-6, 2002
- 10) Cristianini N., Shawe-Taylor J.: An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods, Cambridge University Press, 2000. (邦訳: 大北剛; サポートベクターマシン入門, 共立出版, 2005.)
- 11) 志水 清孝; ニューラルネットと制御, コロナ社, 2002.

非線形最適化へのサポートベクターマシンの応用に関する考察*

有村 幹治**・長谷川 裕修***・藤井 勝****・田村 亨*****

本研究では、土木計画における相互作用系シミュレーターが評価システムとして用いられる最適化問題に、非線形二値判別分析手法として注目されるサポートベクターマシンを応用する方法について、単純なアルゴリズムを提案し、テスト関数による数値計算から考察した。単純GAに代表される多点確率最適化手法と比較して、関数近似に擁する時間が短い場合、応答曲面法とSVMを併用する手法が計算時間短縮に効果をあげる可能性が示された。

A Consideration on Application of Support Vector Machine for Non-linear Optimization*

By Mikiharu ARIMURA**・Hironobu HASEGAWA***・Masaru FUJII****・Tohru TAMURA*****

In this Paper, we consider the method of applying Support Vector Machine, which is attracting attention as the nonlinear discriminant analysis, to optimize model parameters of a complex system simulator for civil planning by proposing the simple algorithm and trial calculation of test-functions. As the conclusion, when the case of the time for function approximation is shorter than the probability optimization techniques represented by simple GA, the possibility of shortening calculation time was shown by using the response surface methodology and Support Vector Machine simultaneously.