論文

多重レベル非凸非線形計画問題に対する 遺伝的アルゴリズムによる 対話型ファジィ計画法†

坂和 正敏*¹ 西崎 一郎*¹ 植村 芳雄*² 日高 真聡*¹

本論文では、非凸非線形計画問題に対して有効性が報告されてきている遺伝的アルゴリズムを用いた多重レベル非凸非線形計画問題に対する対話型ファジィ計画法を提案する。提案する手法によれば、意思決定者の判断のあいまい性を考慮して各レベルの目的関数に対するファジィ目標とレベル間の満足度の比に対するファジィ目標を導入し、さらに各レベルの意思決定者が満足できる全体の満足解に収束させるために、意思決定者の一部を対象とした数理計画問題を逐次的に解くことによって、相対的に上位レベルの意思決定者の意向を尊重しつつ、レベル間の満足度の達成バランスをも考慮した満足解が導出される。最後に数値例を与え、満足解が導出される過程を示す。

キーワード：多重レベル非凸非線形計画問題、対話型手法、ファジィ計画法、ファジィ目標、遺伝的アルゴリズム

1. はじめに

本論文では、多重レベル非凸非線形計画問題に対する対話型ファジィ計画法を考察する。すでに提案されている対話型ファジィ計画法では、上位レベルの意思決定者(decision maker: DM)が最小許容度を示し、その条件を満足しながら下位レベルのDMの満足度を最大化し、同時に上位レベルと下位レベルのDMの満足度の比を考慮して、満足解を導くものであった[3,10-12,16]。

しかし従来の方法では、得られた解に対して、DM間の満足度の比がDMの指定した範囲に入っているかどうか、得られた解が最終的な満足解であるかどうかの満たすべき1つ条件であった。しかし、得られた解が満足解であるかどうかを判断するとき、このような条件が適切かどうか、またDMが満足度の比の範囲(上下限)を適切に設定できるのかという問題が指摘できる。また、従来の方法を多重レベル問題に適用するとき、DM全体の満足解を効率よく引き出せるかどうかという点が問題であった。すなわち、各レベルのDMが目的関数に対するファジィ目標の最小許容度を与え、

それらを同時に満足するように解を導出する方法が採用されていたが、各DMがすべてのレベルを考慮して、自己の最小許容度を適切に設定しなければならないことと、場合によっては複数のDMが同時に最小許容度を更新する必要もあり、この場合、DM全体の満足解を効率よく引き出せるかどうか疑問であった。

そこで本論文では、第一の問題点を克服するために、DMの判断のあいまい性を考慮して各レベルの目的関数に対するファジィ目標のみならずレベル間の満足度の比に対するファジィ目標を導入し、第二の問題に対しては、DMの一部を対象とした数理計画問題を逐次的に解くことによって、各レベルの意思決定者が満足できる全体の満足解に収束させる方法を提案する。

本論文では制約領域の凸性や目的関数の凸性が仮定されていない2レベル非凸非線形計画問題を対象とするため、GRG、乗数法、逐次2次計画法などの手法は必ずしも有効であるとはいえない[7]。そこで近年、非凸非線形計画問題に対して期待の高まってきた多点並列探索能力を備えた遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)[1,2,4-6,13,15]によるファジィ計画法を提案する。最後に、提案する手法の対話過程を説明するために数値例を与える。

2. 多重レベル非凸非線形計画問題の定式化と対話型ファジィ計画法

一般に多重レベル非凸非線形計画問題はレベル数が t の場合、次のように定式化される。

$$\underset{\text{level } 1}{\text{minimize}} \quad f_1(x_1, \dots, x_t) \quad (1a)$$

† Interactive Fuzzy Programming for Multi-Level Non-convex Nonlinear Programming Problems through Genetic Algorithms

Masatoshi SAKAWA, Ichiro NISHIZAKI, Yoshio UEMURA and Masatoshi HITAKA

*¹ 広島大学工学部第二類(電気系)

Department of Industrial and Systems Engineering, Faculty of Engineering, Hiroshima University

*² ㈱住建産業

Products Projects Development Department, Juken Sangyou Co., Ltd.

$$\underset{\text{level } i}{\text{minimize}} \quad f_i(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t) \quad (1b)$$

$$\text{subject to } g_j(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t) \leq 0, \quad j=1, \dots, q \quad (1c)$$

$$h_j(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t) = 0, \quad j=q+1, \dots, m \quad (1d)$$

$$\mathbf{l}_i \leq \mathbf{x}_i \leq \mathbf{u}_i, \quad i=1, \dots, t \quad (1e)$$

ここで, $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ini})$, $i=1, \dots, t$ はレベル i における DM の決定変数, $f_i(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t)$, $i=1, \dots, t$ と $g_j(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t)$, $j=1, \dots, q$, $h_j(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t)$, $j=q+1, \dots, m$ はそれぞれ $(n_1 + \dots + n_t)$ 変数の実数値関数である. また, $\mathbf{l}_i = (l_{i1}, \dots, l_{ini})$, $\mathbf{u}_i = (u_{i1}, \dots, u_{ini})$, $i=1, \dots, t$ はそれぞれ決定変数 $\mathbf{x}_i$ の下限値, 上限値である. $f_i(\cdot)$ はレベル i の DM の目的関数で, レベル1が最上位レベルで, 順に階層が深くなり, 最下位レベルはレベル t となる. 以下では簡単化のため, $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t) \in R^{n_1 + \dots + n_t}$ と表し, レベル i の DM を DM_i で表すとともに, 問題(1)のすべての制約式を満たす実行可能領域を X と表す.

問題(1)においては, 各レベルの DM が自己の目的関数を最小化した解は, 一般に一致しない. そこで, 各レベルの DM が互いに協調関係にあるならば, それぞれの目的関数に対する満足度を譲歩しあいながら, すべてのレベルの DM が満足できる解を導出することが望まれる. このような観点から, 坂和らは多重レベル計画問題に対する対話型ファジィ計画法を提案している. しかし残念ながら, 1)満足度の比の上下限の設定と2)複数の DM の最小許容度の設定および更新が困難な点として指摘できる[12]. そこで本論文では, 1)に対する解決法として, 許容範囲を区間で表現するのではなく, 「だいたいある値ぐらいにしたい」というファジィ目標を導入し, その許容度を与えることによって, DM の人間としての判断のあいまい性を考慮する. 2)に対しては DM の一部を対象とした数理計画問題を逐次的に解き, 得られた満足度の比を次の問題に反映させていく.

最初に, DM の人間としての判断のあいまい性を考慮して, 各レベルの目的関数に対するファジィ目標を導入する. 最小化問題に対しては, DM は, 「目的関数をだいたいある値以下にしたい」というファジィ目標をもつと考えると[8,9], 対応するメンバシップ関数は強意単調減少関数となる. DM は各目的関数の個別の最小値と最大値の範囲内で自己の満足度の変化率を考慮して, $f_i(\mathbf{x})$ に関して強意単調減少関数のメンバシップ関数 $\mu_i(f_i(\mathbf{x}))$ を評価する.

このような各レベルの DM のファジィ目標を特性づけるメンバシップ関数として, 本論文では簡単化のため, 各目的関数の個別の最小値と最大値の範囲内で, メンバシップ関数の値が0と1になるような目的関数の

値 f_i^0 と f_i^1 に対応する2点を線分で結んだ線形メンバシップ関数

$$\mu_i(f_i(\mathbf{x})) = \begin{cases} 1 & ; f_i(\mathbf{x}) \leq f_i^1 \\ \frac{f_i(\mathbf{x}) - f_i^0}{f_i^1 - f_i^0} & ; f_i^1 < f_i(\mathbf{x}) \leq f_i^0 \\ 0 & ; f_i(\mathbf{x}) > f_i^0 \end{cases} \quad (2)$$

を採用する. ここで, f_i^0 と f_i^1 は, DM が設定するパラメータである.

これらのパラメータ f_i^0 と f_i^1 は DM が主観的に評価するものであるが, Zimmermann[17]は, f_i^1 を自己の目的関数の最小値とおき, f_i^0 を他の DM の目的関数を最小にする解の中で DM_i の目的関数値を最大にする解に対応する目的関数値に設定するという方法を提案している. ただし, Zimmermann はこの方法を多目的問題における複数の目的関数に対するメンバシップ関数のパラメータの設定方法として示している. Zimmermann の方法では, 各目的関数の個別の最小化問題の最適解 $\mathbf{x}^{i0}$, $i=1, \dots, t$ と, 対応する最小値 $f_i^{\min} = f_i(\mathbf{x}^{i0})$ および $f_i^{\max} = \max_{j=1, \dots, t, j \neq i} f_i(\mathbf{x}^{j0})$ を計算し, $f_i^1 = f_i^{\min}$, $f_i^0 = f_i^{\max}$, $i=1, \dots, t$ と設定する.

さて, 提案する手法では, DM の人間としての判断のあいまい性を考慮して, 各レベルの DM の目的関数 $f_i(\mathbf{x})$, $i=1, \dots, t$ に対する線形関数のメンバシップ関数 $\mu_i(f_i(\mathbf{x}))$, $i=1, \dots, t$ を導入し, 最小の満足度を最大化する問題

$$\underset{\mathbf{x}, \lambda}{\text{maximize}} \quad \lambda \quad (3a)$$

$$\text{subject to } \mathbf{x} \in X \quad (3b)$$

$$\mu_i(f_i(\mathbf{x})) \geq \lambda, \quad i=1, \dots, t \quad (3c)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1 \quad (3d)$$

を解くことから開始する.

問題(3)の最適解に対する各レベルの DM の満足度 $\mu_1(f_1(\mathbf{x})), \dots, \mu_t(f_t(\mathbf{x}))$ および最小の満足度

$$\lambda = \min_{i=1, \dots, t} \{ \mu_i(f_i(\mathbf{x})) \} \quad (4)$$

さらに隣接するレベル間の満足度の比

$$\Delta_i = \frac{\mu_{i+1}(f_{i+1}(\mathbf{x}))}{\mu_i(f_i(\mathbf{x}))}, \quad i=1, \dots, t-1 \quad (5)$$

を参考に各レベルの DM は自己の満足度に関する最小許容度と隣接するレベル間の満足度の比に対するファジィ目標とその許容度を指定する. 隣接する2レベルのうち上位レベルの DM は両レベルの DM の満足度のバランスも考慮するため, (5)で表されるレベル間の満足度の比の情報を利用する.

従来方法では, 満足度の比 Δ_i が上位レベルの DM により設定された許容範囲 $[\Delta_i^L, \Delta_i^U]$ 内に含まれる解を

対話により導出している。その許容範囲を満たした解に上位レベルのDMが満足すれば満足解が得られたとして終了し、そうでなければ、再び $\Delta_i \in [\Delta_i^L, \Delta_i^R]$ を満たす解を見つけるための対話を始める手法であった[3,10-12,16]。しかしその手法には、設定された許容範囲 $[\Delta_i^L, \Delta_i^R]$ が小さなき、 $\Delta_i \in [\Delta_i^L, \Delta_i^R]$ となる解を見つけ出すのが困難である場合が生じる。逆にその範囲が大きなきには $\Delta_i \in [\Delta_i^L, \Delta_i^R]$ となる解を見つけ易いが、上位レベルのDMが満足する解となりにくい。このようなことより、許容範囲 $[\Delta_i^L, \Delta_i^R]$ の設定という方法では、本来のDMの選好をうまく表現できていない場合もあると考えられる。

またDMの人間としての判断のあいまい性を考慮すると、 Δ_i の許容範囲を区間 $[\Delta_i^L, \Delta_i^R]$ という形で表現するのではなく、「だいたいある値 Δ_i^M ぐらいにしたい」という Δ_i に対するファジィ目標を用いて表現する方が自然であると思われる。

そこで本論文では、満足度の比は x に依存するので $\Delta_i(x) = \Delta_i$ と表し、上位レベルのDMは「 $\Delta_i(x)$ をだいたいある値 Δ_i^M ぐらいにしたい」というファジィ目標をもつものと考え、そのファジィ目標に対して許容度 $\hat{\delta}_i$ を与える方法を採用する。このファジィ目標は、上位レベルのDMが下位レベルとの満足度の比を調整するために与えるので、ある値 Δ_i^M において最大の満足度を与え、左右にずれるに従い満足度が減少していくように設定される。すなわち、対応するメンバシップ関数はDMの満足度の変化率を考慮して、値 Δ_i^M の左側は強意単調増加関数、右側は強意単調減少関数であるようなメンバシップ関数 $\mu_{\Delta_i}(\Delta_i(x))$ を評価する。

本論文では簡単化のため、右側、左側がともに線形の図1のような三角型メンバシップ関数

$$\mu_{\Delta_i}(\Delta_i(x)) = \begin{cases} 0 & ; \Delta_i(x) < \Delta_i^L \\ \frac{\Delta_i(x) - \Delta_i^L}{\Delta_i^M - \Delta_i^L} & ; \Delta_i^L \leq \Delta_i(x) < \Delta_i^M \\ \frac{\Delta_i^M - \Delta_i(x)}{\Delta_i^M - \Delta_i^R} & ; \Delta_i^M \leq \Delta_i(x) < \Delta_i^R \\ 0 & ; \Delta_i(x) \geq \Delta_i^R \end{cases} \quad (6)$$

を考える。ここで、 $\Delta_i^L, \Delta_i^R, \Delta_i^M$ は、上位レベルのDMが主観的に決定する。

次に各レベルのDMの満足解を得るために、従来の方法では、レベル1, ..., $t-1$ のDMは自己のメンバシップ関数 $\mu_i(f_i(x))$, $i=1, \dots, t-1$ に対する満足度の最小許容度 $\hat{\delta}_i \in [0, 1]$ を主観的に設定し、 $\mu_i(f_i(x)) \geq \hat{\delta}_i$ という条件を前提に、実行可能空間 X 内でレベル t のDMの満足度の最大化が試みられていた[3,10-12,16]。そのために、問題

図1 満足度の比に対するファジィ目標のメンバシップ関数

$$\text{maximize}_{x, \lambda} \lambda \quad (7a)$$

$$\text{subject to } x \in X \quad (7b)$$

$$\mu_i(f_i(x)) \geq \lambda, \quad i=1, \dots, q-1 \quad (7c)$$

$$\mu_i(f_i(x)) \geq \hat{\delta}_i, \quad i=q, \dots, t-1 \quad (7d)$$

$$\mu_t(f_t(x)) \geq \lambda \quad (7e)$$

が繰り返し解かれていた。しかし、問題(7)ではレベル1, ..., $t-1$ のDMが満足するまで最小許容度 $\hat{\delta}_i$ を更新しなければならず、ときには複数のDMが同時に更新する場合もあり、その更新方法によっては満足解に到達できないことも考えられ、最小許容度がすべてのレベルでうまく調整される仕組みが提供されていなかった。たとえば、現在レベル $q+1$ より下位のDMが満足しているとき、あらたにレベル q のDMが最小許容度 $\hat{\delta}_q$ を設定したとし、問題(7)が解かれたとする。このとき、 $\hat{\delta}_q$ の値によっては、それまで満足されていたレベル間の満足度の比が、その許容度を超過してしまうことがある。その場合、 $\hat{\delta}_q$ のみを更新しても、条件が満たされず、結局すでに設定されていた $\hat{\delta}_i, i=q+1, \dots, t-1$ を更新しなければならない場合がある。このように最初の最小許容度の設定次第では、最終的な満足解を得るまでかなりの試行錯誤を必要とする場合があり、階層構造のレベルが増加すればこの問題はさらに深刻になることが予想できる。

そこで本論文では、下位レベルのDMから順にDMの一部を対象とした数理計画問題を逐次的に解く方法を提案する。最初に、レベル $t-1$ とレベル t の問題を取り上げ、レベル $t-1$ とレベル t の満足解を導出する。次にレベル $t-2$ からレベル t というように、順に対象とするレベルを追加していく。レベル q までの問題を考えるとき、一貫性のある満足解を導出するために、すでにレベル $q-1$ 以降のDMには満足されている隣接するレベル間の満足度の比をできるだけ保存するような解を与える問題を解く。

提案する方法は、たとえば企業内における階層構造

をもつ組織の意思決定問題を適用の対象にすることを想定しており、多重レベルの階層を考慮しなければならないような問題では、一般に組織は大規模で、そのため最上位レベルの意思決定者は組織全体を考慮した意思決定をおこなうが、その下の各レベルの意思決定者はそのレベルより下のグループを対象として意思決定を行い、また通常、あるレベルのDMは直ぐ下のレベルのDMとの協議をもとに、意思決定をする場合がある。本論文ではこのような意思決定構造をもつ組織に対する意思決定問題を考察する。

最初に、レベル $t-1$ とレベル t の問題

$$\underset{x, \lambda}{\text{maximize}} \quad \lambda \quad (8a)$$

$$\text{subject to } x \in X \quad (8b)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1 \quad (8c)$$

$$\mu_{t-1}(f_{t-1}(x)) \geq \hat{\delta}_{t-1} \quad (8d)$$

$$\mu_{\Delta_{t-1}}(\Delta_{t-1}(x)) \geq \hat{\delta}_{\Delta_{t-1}} \quad (8e)$$

$$\mu_t(f_t(x)) \geq \lambda \quad (8f)$$

を解く。ここで、式(8d)はDM($t-1$)の目的関数に関するファジィ目標の最小許容度を満足させるための制約で、DM($t-1$)の希求条件となっている。式(8e)はDM($t-1$)とDM t の満足度の比に関するファジィ目標の最小許容度を満たすための制約で、DM($t-1$)とDM t の満足度を調整するための条件である。上位レベルのDM($t-1$)は $\hat{\delta}_{t-1}$ と $\hat{\delta}_{\Delta_{t-1}}$ を対話的に調整して、DM($t-1$)とDM t との間の満足解を導出する。ここで得られたDM($t-1$)とDM t との満足度の比を $\hat{\Delta}_{t-1}$ とする。

次に、レベル $t-2$ 以降の問題

$$\underset{x, \lambda}{\text{maximize}} \quad \lambda \quad (9a)$$

$$\text{subject to } x \in X \quad (9b)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1 \quad (9c)$$

$$\mu_{t-2}(f_{t-2}(x)) \geq \hat{\delta}_{t-2} \quad (9d)$$

$$\mu_{\Delta_{t-2}}(\Delta_{t-2}(x)) \geq \hat{\delta}_{\Delta_{t-2}} \quad (9e)$$

$$\hat{\Delta}_{t-1} \mu_{t-1}(f_{t-1}(x)) \geq \lambda \quad (9f)$$

$$\mu_t(f_t(x)) \geq \lambda \quad (9g)$$

を解く。ここで、レベル $t-1$ とレベル t の満足解における両レベルの満足度の比は制約式(9f)を導入することによって保存されやすくなる。

一般に、レベル q 以降の問題は次のように表される。

$$\underset{x, \lambda}{\text{maximize}} \quad \lambda \quad (10a)$$

$$\text{subject to } x \in X \quad (10b)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1 \quad (10c)$$

$$\mu_q(f_q(x)) \geq \hat{\delta}_q \quad (10d)$$

$$\mu_{\Delta_q}(\Delta_q(x)) \geq \hat{\delta}_{\Delta_q} \quad (10e)$$

$$\prod_{i=q+1}^{t-1} \hat{\Delta}_i \mu_i(f_i(x)) \geq \lambda \quad (10f)$$

.....

$$\hat{\Delta}_{t-1} \hat{\Delta}_{t-2} \mu_{t-2}(f_{t-2}(x)) \geq \lambda \quad (10g)$$

$$\hat{\Delta}_{t-1} \mu_{t-1}(f_{t-1}(x)) \geq \lambda \quad (10h)$$

$$\mu_t(f_t(x)) \geq \lambda \quad (10i)$$

ここで、レベル $q-1$ 以降の隣接するレベル間のDMの満足度の比は制約式(10f)-(10h)を導入することによって保存されやすくなっている。DM q が、全レベルを考慮して適切な満足度の比に対する最小許容度を設定することは困難であると考えられるので、ここではDM q がレベル q とレベル $q+1$ のみを考慮して最小許容度 $\hat{\delta}_{\Delta_q}$ を設定する。

問題(10)を解いて得られた解は、制約式(10d)と(10e)の関係から、レベル $q+1$ の満足度が低くなる場合がある。そのような場合には、 $\hat{\delta}_q$ や $\hat{\delta}_{\Delta_q}$ を調整することによって、対話を進めていく。また、あるレベル r のDM r の満足度が極端に大きくなる場合がある。そのような場合は、問題(10)においてDM r に対応する制約式が活性でないときに起こるので、制約に上限値 $\hat{\lambda}_r^u \in [0, 1]$ を与える。すなわち、次の問題のように対応する制約式を上限制約を追加した制約式(11g)に変更することで、この問題を解決し、最終的な満足解を導出する。

$$\underset{x, \lambda}{\text{maximize}} \quad \lambda \quad (11a)$$

$$\text{subject to } x \in X \quad (11b)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1 \quad (11c)$$

$$\mu_q(f_q(x)) \geq \hat{\delta}_q \quad (11d)$$

$$\mu_{\Delta_q}(\Delta_q(x)) \geq \hat{\delta}_{\Delta_q} \quad (11e)$$

$$\prod_{i=q+1}^{t-1} \hat{\Delta}_i \mu_i(f_i(x)) \geq \lambda \quad (11f)$$

.....

$$\hat{\lambda}_r^u \geq \prod_{i=t-2}^r \hat{\Delta}_i \mu_r(f_r(x)) \geq \lambda \quad (11g)$$

.....

$$\hat{\Delta}_{t-1} \hat{\Delta}_{t-2} \mu_{t-2}(f_{t-2}(x)) \geq \lambda \quad (11h)$$

$$\hat{\Delta}_{t-1} \mu_{t-1}(f_{t-1}(x)) \geq \lambda \quad (11i)$$

$$\mu_t(f_t(x)) \geq \lambda \quad (11j)$$

これまで述べてきた多重レベル非凸非線形計画問題に対する対話型ファジィ計画法のアルゴリズムは次のように要約される。

[対話型ファジィ計画法のアルゴリズム]

手順1 $\ell=1$ とする。レベル1からレベル t のDMはファジィ目標を規定するメンバシップ関数を決定し、問題(3)を解く。

手順2 $DM(t-\ell)$ はこれまで解いた問題(3), (10), (11)の結果を参考に, 目的関数に対するファジィ目標の最小許容度 $\hat{\delta}_{t-\ell}$, 隣接する下位レベルとの満足度の比に関するファジィ目標を規定するメンバシップ関数 $\mu_{\Delta_{t-\ell}}(\Delta_{t-\ell}(\mathbf{x}))$, およびその最小許容度 $\hat{\delta}_{\Delta_{t-\ell}}$ を定める.

手順3 レベル $t-\ell$ 以降の問題(10)を解く.

手順4 レベル $t-\ell$ 以降の問題(10)あるいは問題(11)を解いて得られた結果に $DM(t-\ell)$ が満足し, $t-\ell=1$ ならば, 満足解を得てアルゴリズムは終了する.

$t-\ell>1$ ならば, レベル $t-\ell$ 以降の DM にとっての満足解を得たことになる. レベル $t-\ell$ とレベル $t-\ell+1$ の満足度の比を $\hat{\Delta}_{t-\ell}$ とし, さらに $\ell=\ell+1$ として手順2へ戻る.

$DM(t-\ell)$ が得られた解に満足しなければ, $DM(t-\ell)$ は $\hat{\delta}_{t-\ell}$, $\hat{\delta}_{\Delta_{t-\ell}}$ を更新し, 手順3へ戻る. あるいは, あるレベル r の DM_r の満足度が極端に大きくなる場合には, 手順5へ行く.

手順5 レベル $t-\ell$ 以降の上限制約をもつ問題(11)を解き, 手順4へ戻る.

3. 改良型 GENOCOP IIIの適用

本論文では制約領域の凸性や目的関数の凸性が仮定されていない2レベル非凸非線形計画問題を対象とするため, GRG, 乗数法, 逐次2次計画法などの手法[7]は必ずしも有効であるとはいえない. そこで近年, 非凸非線形計画問題に対して有効性が示されてきている遺伝的アルゴリズムである改良型 GENOCOP III[15]を用いて前節で定式化した非凸非線形計画問題(3), (10), (11)を解く.

一般的な非線形計画問題を遺伝的アルゴリズムにより扱う手法のほとんどが, 実行不可能解にペナルティを課すペナルティ法に基づいている[5]. しかし, これらの手法では, ペナルティ関数の設定が容易でなく, 得られる解の実行可能性が保証されないなどの問題点がある. それに対して, Michalewicz らが提案した GENOCOP III[15]は, ペナルティ法を用いることなく, 参照集団と探索集団の2つの集団を用いることにより制約を取り扱い, 最も一般的に非線形制約を扱えることを示した. ここで, 参照集団とは, すべての制約を満たす領域 X にある個体(参照点)からなる個体群のことで, 探索集団とは, 線形制約と上下限制約を満たす領域 S にある個体(探索点)からなる個体群のことである.

しかし, GENOCOP IIIには, (1)初期の実行可能解の生成が困難な場合が多々発生することや, (2)探索集団の探索点と参照集団の参照点からランダムに新たな実行可能個体を発見する場合に, 個体の実行可能空間の境界に近づけば近づくほど探索効率が悪くなるという2つの問題点が残されていた. このような GENOCOP IIIの問題点を克服するため, 坂和ら[15]は, 初期個体群の生成法と個体の修正法に改良を加えた改良型 GENOCOP IIIを提案してきている. 非凸非線形計画問題(3), (10), (11)を解くために改良型 GENOCOP IIIを採用する. そのアルゴリズムの概要は次のように要約される.

改良型 GENOCOP III

手順 1 初期集団を発生する. ここで, 探索集団はランダム発生させた個体群により生成するのに対して, 参照集団の生成に関しては, まず次の最小化問題を GENOCOP III[6]を用いて解き, 目的関数値が0となる点を1つ求めることにより1つの参照点を見つけ, その個体をコピーすることで個体群を生成する.

$$\underset{\mathbf{x} \in S}{\text{minimize}} \sum_{j \in I_q} \{g_j(\mathbf{x})\}^2 + \sum_{j \in I_h} \{h_j(\mathbf{x})\}^2 \quad (12)$$

ここで, $I_q = \{j \mid g_j(\bar{\mathbf{x}}) > 0, j=1, \dots, q\}$ と $I_h = \{j \mid h_j(\bar{\mathbf{x}}) \neq 0, j=q+1, \dots, m\}$ はそれぞれ, ある $\bar{\mathbf{x}} \in S$ に対して非線形不等式制約を満たさない制約の添字の集合と非線形等式制約を満たさない添字の集合である.

手順2 探索集団に対して, 交叉, 突然変異オペレータを適用する.

手順3 ある1つの参照点とすべての探索点に対して2分法を用いて新たな個体を生成し, 入れ替え操作を行う.

手順4 個体を評価した後, 選択オペレータを適用し次世代に個体を更新する.

手順5 最大世代数になれば終了. そうでなければ手順2に戻る.

4. 数値例

3つのレベルにそれぞれ一人の仮想的な DM が存在するとし, 制約式の一部に非凸性を含み, 各レベルの目的関数がそれぞれ非線形で, とくにレベル3の目的関数が非凸であり, レベル1の決定変数が4次元でレベル2とレベル3の DM の決定変数がそれぞれ3次元で, 非線形不等式制約が5, 線形不等式制約が3, 全変数に対して上下限制約がある次のような3レベル非凸非線形計画問題を考える.

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{\text{level 1}} \quad & f_1(\mathbf{x}) = 7x_{11}^2 - x_{12}^2 + x_{11}x_{12} - 14x_{11} \\ & - 16x_{12} + 8(x_{13} - 10)^2 + 4(x_{14} - 5)^2 \\ & + (x_{21} - 3)^2 + 2(x_{22} - 1)^2 + 5x_{23}^2 \\ & + 7(x_{31} - 11)^2 + 2(x_{32} - 10)^2 + x_{33}^2 + 45 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{\text{level 2}} \quad & f_2(\mathbf{x}) = (x_{11} - 5)^2 + 5(x_{12} - 12)^2 \\ & + 0.5x_{13}^4 + 3(x_{14} - 11)^2 + 0.2x_{21}^5 + 7x_{22}^2 \\ & + 0.1x_{23}^4 - 4x_{22}x_{23} - 10x_{22} - 8x_{23} + x_{31}^2 \\ & + 3(x_{32} - 5)^2 + (x_{33} - 5)^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{\text{level 3}} \quad & f_3(\mathbf{x}) = x_{11}^3 + (x_{12} - 5)^2 + 3(x_{13} - 9)^2 \\ & - 12x_{13} + 2x_{14}^3 + 4x_{21}^2 + (x_{22} - 5)^2 \\ & + 6x_{23}^3 + 3(x_{23} - 2)^2x_{31} - 9x_{32}x_{33} \\ & + 4x_{32}^3 + 5x_{11} - 8x_{11}x_{23} \end{aligned}$$

subject to

$$\begin{aligned} & -3(x_{11} - 2)^2 - 4(x_{12} - 3)^2 - 2x_{13}^2 \\ & \quad + 7x_{14} - 2x_{21}x_{22}x_{31} + 120 \geq 0 \\ & -5x_{11}^2 - 8x_{12} - (x_{13} - 6)^2 + 2x_{14} + 40 \geq 0 \\ & -x_{11}^2 - 2(x_{12} - 2)^2 + 2x_{11}x_{12} - 14x_{21} \\ & \quad - 6x_{21}x_{22} \geq 0 \\ & -0.5(x_{11} - 8)^2 - 2(x_{12} - 4)^2 - 3x_{21}^2 \\ & \quad + x_{21}x_{31} + 30 \geq 0 \\ & 3x_{11} - 6x_{12} - 12(x_{32} - 8)^2 + 7x_{33} \geq 0 \\ & 4x_{11} + 5x_{12} - 3x_{23} + 9x_{31} \leq 105 \\ & 10x_{11} - 8x_{12} - 17x_{23} + 2x_{31} \leq 0 \\ & -8x_{11} + 2x_{12} + 5x_{32} - 2x_{33} \leq 0 \\ & -5.0 \leq x_{1k_i} \leq 10.0, \quad k_i = 1, \dots, 4 \\ & -5.0 \leq x_{ik_i} \leq 10.0, \quad i = 2, 3, \\ & \quad k_i = 1, 2, 3 \end{aligned}$$

ここで、 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3)$, $\mathbf{x}_1 = (x_{11}, \dots, x_{14})$, $\mathbf{x}_2 = (x_{21}, x_{22}, x_{23})$, $\mathbf{x}_3 = (x_{31}, x_{32}, x_{33})$ である。また、改良型 GENOCOP IIIは集団サイズ70, 世代数5000, 入れ替え確率 $p_r = 0.2$ とし、さらに交叉、突然変異に関しては各々が発生する頻度をそれぞれ4と設定した。この頻度は何個の個体がこれらの遺伝子操作を受けるかを意味している。すなわち、交叉における頻度4は各2回の交叉が行われ、突然変異の4は各4回の突然変異が行われることを意味している。各イテレーションにおける解は10回の試行の内の最良の解としている。

メンバシップ関数の決定に関しては、与えられた制約条件のもとでの各レベルの目的関数の個別の最小化問題の最適解 $\mathbf{x}^{io} = (\mathbf{x}_1^{io}, \mathbf{x}_2^{io}, \mathbf{x}_3^{io})$, $i = 1, 2, 3$ と、そのときの各レベルの目的関数の個別の最小値 $f_i^{\min}$ および $f_i^{\max}$ を求めて、Zimmermann[17]の方法を採用する。個別の最適解とメンバシップ関数のパラメータを次の表1に示す。

このような数値例に対して問題(3)を解く。得られた解を表2に示す。表中に示される解や目的関数値などに

表1 メンバシップ関数のパラメータ

$\mathbf{x}_1^{1o}$	1.767	3.450	8.815	5.565
$\mathbf{x}_2^{1o}$	0.288	0.486	0.821	
$\mathbf{x}_3^{1o}$	9.239	6.426	6.447	
$\mathbf{x}_1^{2o}$	1.679	4.226	2.523	10.000
$\mathbf{x}_2^{2o}$	-2.832	1.663	3.321	
$\mathbf{x}_3^{2o}$	-4.993	6.368	7.468	
$\mathbf{x}_1^{3o}$	2.244	1.551	8.037	0.886
$\mathbf{x}_2^{3o}$	-0.311	5.055	1.932	
$\mathbf{x}_3^{3o}$	3.673	5.630	10.000	
$f_1^{\min}$	93.718	$f_1^m = f_1(\mathbf{x}^{2o})$		2472.588
$f_2^{\min}$	302.867	$f_2^m = f_2(\mathbf{x}^{1o})$		3565.523
$f_3^{\min}$	587.801	$f_3^m = f_3(\mathbf{x}^{2o})$		3289.967

表2 イテレーション0

λ^0	0.859202			
$\mathbf{x}_1^0$	1.867	3.448	4.285	3.977
$\mathbf{x}_2^0$	0.233	1.364	1.915	
$\mathbf{x}_3^0$	8.665	5.980	9.153	
f_1^0	428.658	$\mu_1(f_1^0)$	0.859202	Δ_1^0 1.000000
f_2^0	762.242	$\mu_2(f_2^0)$	0.859202	Δ_2^0 1.000001
f_3^0	968.259	$\mu_3(f_3^0)$	0.859203	

表3 イテレーション1

$\mathbf{x}_1^1$	1.732	3.090	3.263	3.611
$\mathbf{x}_2^1$	0.003	1.827	2.171	
$\mathbf{x}_3^1$	0.001	5.827	10.000	
f_1^1	1374.560	$\mu_1(f_1^1)$	0.461575	
f_2^1	629.132	$\mu_2(f_2^1)$	0.900000	
f_3^1	912.788	$\mu_3(f_3^1)$	0.879731	
Δ_1^1	1.949844	$\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^1)$		0.921488
Δ_2^1	0.977479			

付けられた上付添え字はイテレーションの番号を表し、これ以降のイテレーションについても同様の上付添え字番号を付ける。

レベル2のDM2が、得られた解に満足しないと仮定し、解の情報をもとに、最初に、レベル2とレベル3の暫定的な満足解を求める。この時点で上位レベルにいるDM2は、満足度の最小許容度を $\hat{\delta}_2 = 0.90$ に設定したとし、 $\mu_{\Delta_2}(\Delta_2(\mathbf{x}))$ を規定するメンバシップ関数を

$$(\Delta_2^L, \Delta_2^M, \Delta_2^R) = (0.20, 0.95, 1.30)$$

のように決定し、その最小許容度を $\hat{\delta}_{\Delta_2} = 0.90$ と設定したとする。対応する問題(8)を解き、得られた解を表3に示す。

ここで、従来の方法であれば満足度の比の上下限を例えば、 $[0.8, 1.0]$ のように設定し、 $\Delta_2^L = 0.977479$ の値がDM2にとって満足であるかどうかを判断する必要がある。この場合にDM2が考慮すべきトレードオフは $\mu_2(f_2(\mathbf{x}))$ と $\Delta_2(\mathbf{x})$ の値となるが、提案する手法では、ファジィ目標 $\mu_{\Delta_2}(\Delta_2(\mathbf{x}))$ を導入しているため、比較の対象がともにDM2自身の満足度になっているため、困

難な比較を幾分容易にしていると考えられる。

さて、得られた解における DM2の2種類のファジィ目標に関する満足度はそれぞれ $\mu_2(f_2^1)=0.900000$, $\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^1)=0.921488$ である。DM2はこの解に満足せず、 $\mu_{\Delta_2}(\Delta_2(x))$ を少し犠牲にすることで $\mu_2(f_2(x))$ を少し増加させようと考えたとする。そこで、DM2は $\hat{\delta}_2$ の値を $\hat{\delta}_2=0.93$ に増加させたとし、対応する問題(8)を解いて得られた解を表4に示す。

得られた解における DM2の2種類の満足度は $\mu_2(f_2^2)=0.930000$, $\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^1)=0.919489$ である。ここで、DM2は満足したとし、レベル2とレベル3のDMの満足度の比は $\hat{\Delta}_2=0.889617$ となる。

次に、全レベルの満足解を得るために、レベル1のDM1は $\hat{\delta}_1=0.90$ と設定し、また、パラメータ

$$(\Delta_1^1, \Delta_1^2, \Delta_1^3) = (0.20, 0.95, 1.30)$$

により、メンバシップ関数 $\mu_{\Delta_1}(\Delta_1(x))$ を決定し、その最小許容度を $\hat{\delta}_{\Delta_1}=0.90$ に設定したとする。全レベルの問題(9)を解いて得られた解を表5に示す。

得られた解における DM1の2種類のファジィ目標に関する満足度はそれぞれ $\mu_1(f_1^3)=0.900000$, $\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^3)=0.994162$ である。DM1はこの解に満足せず、 $\mu_{\Delta_1}(\Delta_1(x))$ を少し犠牲にすることで $\mu_1(f_1(x))$ を少し増加させようと考えたとする。そこで、DM1は $\hat{\delta}_1$ の値を $\hat{\delta}_1=0.92$ に増加させた。このとき対応する問題(9)を解いて得られた解を表6に示す。

得られた解における DM1の2種類のファジィ目標に関する満足度はそれぞれ $\mu_1(f_1^4)=0.920000$, $\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^4)=0.900001$ である。DM1はこれらの値には満足したが、 $\Delta_2^4=0.751963$ は $\hat{\Delta}_2=0.889617$ とは大きく異なり、 $\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^4)=0.735951$ であったため、結果として満足できるものではなかったとする。そこで、DM1は $\hat{\delta}_1$ の値を $\hat{\delta}_2=0.91$ に減少させた。このとき対応する問題(9)を解いて得られた解を表7に示す。

得られた解における DM1の2種類のファジィ目標に関する満足度はそれぞれ $\mu_1(f_1^5)=0.910000$, $\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^5)=0.900000$ である。また、 $\Delta_2^5=0.884073$ は $\hat{\Delta}_2=0.889617$ に近い値で $\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^5)=0.912097$ であった。ここで、DM1が満足したとすると、全レベルの満足解が得られたことになり終了する。

5. おわりに

本論文では、多重レベル非凸非線形計画問題に対して、改良型 GENOCOP IIIを用いた対話型ファジィ計画法を提案した。提案した手法では、意思決定者の判断のあいまい性を考慮して各レベルの目的関数に対す

表4 イテレーション2

x_1^2	1.547	3.739	3.287	4.618
x_2^2	0.004	1.672	2.496	
x_3^2	0.003	5.914	10.000	
f_1^2	1354.163	$\mu_1(f_1^2)$	0.470150	
f_2^2	531.252	$\mu_2(f_2^2)$	0.930000	
f_3^2	1054.348	$\mu_3(f_3^2)$	0.827344	
Δ_1^2	1.978093			
Δ_2^2	0.889617	$\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^2)$	0.919489	

表5 イテレーション3

λ^3	0.757117			
x_1^3	1.766	4.220	5.032	5.303
x_2^3	0.089	1.252	1.972	
x_3^3	8.341	6.267	8.009	
f_1^3	331.605	$\mu_1(f_1^3)$	0.900000	
f_2^3	788.810	$\mu_2(f_2^3)$	0.851059	
f_3^3	1244.108	$\mu_3(f_3^3)$	0.757118	
Δ_1^3	0.945621	$\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^3)$	0.994162	
Δ_2^3	0.889691	$\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^3)$	0.919492	

表6 イテレーション4

λ^4	0.605330			
x_1^4	2.337	3.085	5.335	6.214
x_2^4	0.310	1.212	1.633	
x_3^4	8.643	6.641	4.809	
f_1^4	284.028	$\mu_1(f_1^4)$	0.920000	
f_2^4	939.083	$\mu_2(f_2^4)$	0.805000	
f_3^4	1654.263	$\mu_3(f_3^4)$	0.605331	
Δ_1^4	0.875000	$\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^4)$	0.900001	
Δ_2^4	0.751963	$\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^4)$	0.735951	

表7 イテレーション5

λ^5	0.703943			
x_1^5	2.269	3.001	5.330	5.102
x_2^5	0.297	1.297	1.921	
x_3^5	8.062	6.598	4.970	
f_1^5	307.816	$\mu_1(f_1^5)$	0.910000	
f_2^5	967.633	$\mu_2(f_2^5)$	0.796250	
f_3^5	1387.797	$\mu_3(f_3^5)$	0.703943	
Δ_1^5	0.875000	$\mu_{\Delta_1}(\Delta_1^5)$	0.900000	
Δ_2^5	0.884073	$\mu_{\Delta_2}(\Delta_2^5)$	0.912097	

るファジィ目標とレベル間の満足度の比に対するファジィ目標を導入し、さらに各レベルの意思決定者が満足できる全体の満足解に収束させるために、意思決定者の一部を対象とした数理計画問題を逐次的に解く方法を採用した。このことによって、相対的に上位レベルの意思決定者の意向を尊重しつつ、レベル間の満足度の達成バランスをも考慮した満足解が導出されると考える。最後に、満足解が得られるまでの対話過程を数値例を用いて示した。

参 考 文 献

- [1] M. Gen and R. Cheng: "Genetic Algorithms and Engineering Design," John Wiley & Sons, New York, 1997.
- [2] D.E. Goldberg: "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning," Addison Wesley, 1989.
- [3] Y.J. Lai: "Hierarchical optimization: a satisfactory solution," Fuzzy Sets and Systems, vol.77, pp.321-335, 1996.
- [4] Z. Michalewicz: "Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs", Third, revised and extended edition, Springer-Verlag, 1996.
- [5] Z. Michalewicz: "Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems," Evolutionary Computation, vol.4, pp.1-32, 1996.
- [6] Z. Michalewicz and G. Nazhiyath: "Genocop III: a co-evolutionary algorithm for numerical optimization problems with nonlinear constraints," Proceedings of the Second IEEE International Conference Evolutionary Computation, pp.647-651, 1995.
- [7] 坂和正敏: "非線形システムの最適化," 森北出版, 1986.
- [8] M. Sakawa: "Fuzzy Sets and Interactive Multiobjective Optimization," Plenum Press, New York, 1993.
- [9] 坂和正敏, 石井博昭, 西崎一郎: "ソフト最適化," 朝倉書店, 1995.
- [10] 坂和正敏, 西崎一郎, 植村芳雄, 久保田啓一: "ファジィパラメータを含む多重レベル線形計画問題に対する対話型ファジィ計画法," 電子情報通信学会誌 A, vol.J81-A, pp.641-648, 1998.
- [11] 坂和正敏, 西崎一郎, 植村芳雄, 久保田啓一: "ファジィパラメータを含む2レベル線形分数計画問題に対する対話型ファジィ計画法," 電子情報通信学会誌 A, vol.J81-A, pp.963-970, 1998.
- [12] 坂和正敏, 西崎一郎, 植村芳雄, 日高真総, "多重レベル0-1計画問題に対する2重構造文字列遺伝的アルゴリズムによる対話型ファジィ計画法," 日本ファジィ学会誌, vol.10, pp.1118-1128, 1998.
- [13] 坂和正敏, 田中雅博: "遺伝的アルゴリズム," 朝倉書店, 1995.
- [14] M. Sakawa and H. Yano: "An interactive fuzzy satisficing method for generalized multiobjective linear programming problems with fuzzy parameters," Fuzzy Sets and Systems, vol.35, pp.125-142, 1990.
- [15] 坂和正敏, 矢内克裕: "非凸非線形計画問題に対する浮動小数点型遺伝的アルゴリズム:改良型 GENOCOP III," 電子情報通信学会論文誌, vol.J81-A, pp.90-97, 1998.
- [16] H.S. Shih, Y.J. Lai and E.S. Lee: "Fuzzy approach for multi-level programming problems," Computers and Operations Research, vol.23, pp.73-91, 1996.
- [17] H.-J. Zimmermann: "Fuzzy programming and linear programming with several objective functions," Fuzzy Sets and Systems, vol.1, pp.45-55, 1978.

(1999年 7月 6日 受 付)
(1999年10月14日 再受付)

[問い合わせ先]

〒739-8527
東広島市鏡山1-4-1
広島大学工学部第二類(電気系)
坂和正敏
TEL: 0824(24)7694/(22)7159
FAX: 0824(24)7694/(22)7195
E-mail: sakawa@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp

著 者 紹 介

坂和 正敏 (さかわ まさとし)

広島大学工学部第二類(電気系)

昭和45年 京大・工・数理卒, 昭和50年 同大学院博士課程了, 昭和50年 神大・工・システム助手, 昭和56年 同助教授, 昭和62年 岩手大・工・教授を経て, 平成2年 広島大・工・第二類(電気系)計数管理工学講座教授となり現在に至る。大規模システム, 多目的システム, ファジィシステムにおける意思決定手法とその応用に関する研究に従事。工博。著書線形システムの最適化, 非線形システムの最適化, ファジィ理論の基礎と応用, 経営数理システムの基礎(森北出版), ソフト最適化, 遺伝的アルゴリズム(朝倉書店), Fuzzy Sets and Interactive Multiobjective Optimization (Plenum Press)等。

西崎 一郎 (にしざき いちろう)

広島大学工学部第二類(電気系)

昭和57年 神大・工・システム卒, 昭和59年 同大学院修士課程了, 同年 新日本製鐵(株)入社, 平成2年 京大・経研助手, 平成5年 摂南大・経営情報・助教授, 平成9年 広島大・工・第二類(電気系)計数管理工学講座助教授となり現在に至る。博士(工学), ファジィおよび多目的環境におけるゲーム理論, 意思決定に関する研究に従事。

植村 芳雄 (うえむら よしお)

(株)住建産業

昭和51年 山口大・文理・理学卒, 同年(株)住建産業入社, 平成6年 広島修道大・大学院・商学研究科入学, 平成8年 同大学院商学研究科修了, 平成9年 同社製造管理部次長兼物流部企画管理課課長となり現在に至る。ファジィおよび多目的システムにおける意思決定手法とその応用に関する研究に従事。

日高 真聡 (ひたか まさとし)

広島大学工学部第二類(電気系)

平成9年 広島大・工・第二類(電気系)卒, 平成11年 同大学大学院博士課程前期了, 同年ミノルタ(株)入社, 在学中, 遺伝的アルゴリズムによる対話型ファジィ多重レベル非線形画法に関する研究に従事。

Interactive Fuzzy Programming for Multi-Level Nonconvex Nonlinear Programming Problems through Genetic Algorithms

by

Masatoshi SAKAWA, Ichiro NISHIZAKI, Yoshio UEMURA and Masatoshi HITAKA

Abstract :

In this paper, we present interactive fuzzy programming through genetic algorithms, which are reported their effectiveness to solving nonconvex nonlinear programming problems, for multi-level nonconvex nonlinear programming problems. In the proposed method, fuzzy goals for objective function of each decision maker and the ratio of satisfactory degrees of decision makers at adjacent two levels are introduced to take the vague or fuzzy nature of human judgements into account, and mathematical programming problems for obtaining a satisfactory solution of a part of all the decision makers are successively solved to lead to a global satisfactory solution with which all the decision makers are willing to comply. By using the method, we can derive a satisfactory solution such that the decision makers at relatively upper levels are esteemed and overall satisfactory balance among the decision makers at all levels is taken into consideration. Finally, a numerical example is given to illustrate an interactive process that a satisfactory solution is derived.

Keywords : Multi-level Nonconvex Nonlinear Programming Problem, Interactive Method, Fuzzy Programming, Fuzzy Goal, Genetic Algorithm

Contact Address : **Masatoshi SAKAWA**

Department of Industrial and Systems Engineering,

Faculty of Engineering, Hiroshima University

Kagamiyama 1-4-1, Higashi-Hiroshima, Hiroshima, 739-8527 Japan

TEL : 0824-24-7694/22-7159

FAX : 0824-24-7694/22-7195

E-mail : sakawa@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp