

ファジィロジックを用いた肺エラスタンス推定における アントコロニー最適化法について

中道 正紀* 金江 春植**

Consideration about the ant colony optimization in the fuzzy estimation of the pulmonary elastance

Masanori Nakamichi* and Shunshoku Kanae**

The characteristic of pulmonary is different, and the setting of the respirator is decided by the experience and the perception of the doctor now. Therefore, the suitable setting of ventilation conditions is needed for every patient. The static P - V curve expresses the characteristic of human lungs, and that is needed for the parameter setting of the respirator. Thus we must estimate the pulmonary elastance and the static P - V curve. In our previous work, the fuzzy logic technique has been proposed to estimate the pulmonary elastance that is a non-linear function by fuzzy combination of first order functions. However, manual operation is needed to set suitable range of the fuzzy variables in this technique. In this paper, an optimization algorithm is proposed for fuzzy variables's range setting, and the effectiveness of the suggested technique is illustrated by an estimation example using real patient data.

Keywords: Ant colony optimization, Estimation, Fuzzy logic, Artificial respiration, The static P - V curve.

1 はじめに

医療現場では自律呼吸が出来ない又は不完全な患者に対して人工呼吸器が使用されているが、人工呼吸器の使用には細心の注意が必要（空気流量、圧力の過多など）であり、患者毎に適した人工呼吸器の設定が必要である^[1]。しかしながら、人間の呼吸系の特性は千差万別であり、病状の進行や回復の具合等によっても特性が変化する。また、医療現場では熟練医師の経験や勘に頼って人工呼吸器の設定が行われているが、未熟児のような医師の経験や勘が及ばない患者に対して適切な換気条件の決定法がないことが問題となっている。患者への適切な人工呼吸器の設定はもちろんのこと、医師の負担軽減や医療事故などを引き起こさないためにも、人工呼吸器の適切な換気条件決定法の開発は必要不可欠なものとなっている。

上記の問題点を解消するために、本研究では人工呼吸器の気圧上限値設定に必要とされる静的 P - V 曲線をファジィロジックを用いて求めることを提案している^[2]。しかしながら、ファジィ推定に用いるファジィ変数の設定は、通常は経験者の勘などによって試行錯誤で設定されるものである。一分一秒を争う医療現場においてファジィ変数を手動設定する時間はないことから、最適なファジィ変数を自動設定するアルゴリズムが必要となる。本研究では、群知能を応用した最適化アルゴリズムであるアントコロニー最適化法（Ant Colony Optimization, ACO）を用いてファジィ変数の最適化を行なう。患者データを用いた推定事例では、アントコロニー最適化法で求めたファジィ変数を用いて推定した静的 P - V 曲線を例示する。

* 電気工学専攻大学院生 ** 電気電子情報工学科

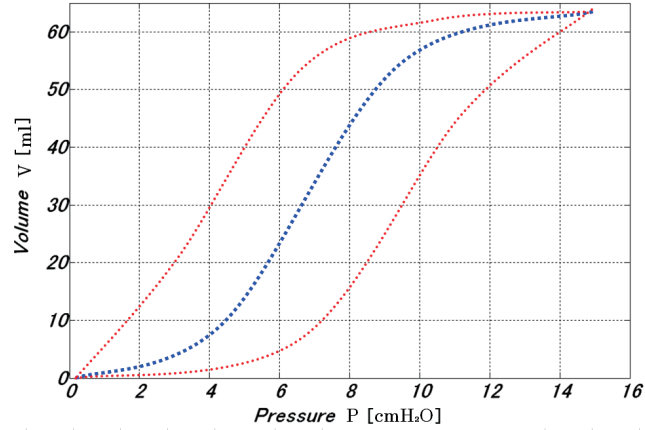


Fig.1 動的 P - V 曲線 (赤線) と静的 P - V 曲線 (青線) のイメージ図

2 P - V 曲線と呼吸システムモデル

呼吸システムにおいて気流のない状態を静的状態といい、その状態における肺内圧力 $P_l(t)$ と肺の体積 $V(t)$ によって描かれる曲線は静的 P - V 曲線と呼ばれる。静的 P - V 曲線の dV/dP がコンプライアンスで、その逆数はエラストンスである。肺の体積 $V(t)$ における肺のエラストンスを V の非線形関数 $f_E(V)$ とすると、静的 P - V 曲線は数式

$$P_l(t) = f_E(V)V(t) \quad (1)$$

と表現できる。この静的 P - V 曲線は人工呼吸器の気圧上限値等を決める上で重要な役割を果たしている。Fig.1 に呼吸 1 周期分のデータによる動的 P - V 曲線 (赤線) と静的 P - V 曲線 (青線) を示した。動的 P - V 曲線は、測定可能な患者の気管気圧データと肺内空気体積データを用いて描くことが出来る。しかし、静的 P - V 曲線については、患者の肺内気圧を直接測定することは難しいため、システム同定の手法で静的 P - V 曲線を推定しなければならない。

人間の肺は右肺と左肺の両側に分かれており、金江ら^{[3][4]}はそれぞれを簡単な 1 次微分方程式でモデル化しても合成すると全体的には 2 次の微分方程式になると考え、呼吸システムモデルを次式で表現した。

$$P_{ao}(t) + a_1 \dot{P}_{ao}(t) = f_E(V)V(t) + g_R(\dot{V})\dot{V}(t) + b_2 \ddot{V}(t) + P_{eea} + \epsilon(t) \quad (2)$$

ここで、 $P_{ao}(t)$ は送気管の測定点での気圧、 $\dot{V}(t)$ は空気流量、 P_{eea} は肺胞の呼気終了気圧である。また、 $g_R(\dot{V})$ は気管での圧力損失レジスタンスであり、圧力損失を P_r とすると

$$P_r(t) = g_R(F)F(t) = (r_1 + r_2|\dot{V}(t)|)\dot{V}(t) \quad (3)$$

で表現できる。 $\epsilon(t)$ はモデル誤差と観測雑音を含む。なお、サンプリング周期で計測できる値としては圧力 $P_{ao}(t)$ 、体積 $V(t)$ 、空気流量 $F(t)$ である。本研究では、呼吸の非線形ダイナミクス表現モデル式である (2) 式を用いてファジロジックにより肺エラストンスを推定する。

3 肺エラスタンスの推定アルゴリズム

3.1 ファジィロジック

ファジィロジックの主な特徴としては、非線形な入出力関係を容易に表現可能なことである^[5]。よって、非線形関数である肺エラスタンス $f_E(V)$ の表現に適していると考えられる。

ファジィロジックにおいて著名な Mamdani 方式の if-then モデルでは、すべての入力項目がファジィルールの前件部に、すべての出力項目がファジィルールの後件部にセットされる。本研究では、前件部の入力項目は体積 V 、後件部の出力項目は 1 次の多項式で表現される肺エラスタンス $f_E(V)$ であると定義する。また、前件部のファジィ変数は *small*、*medium*、*big* とする。上記の設定から、ファジィルールの表すと、

$$\begin{aligned}
 & \text{if } V = \text{small} \\
 & \quad \text{then } f_{E(\text{small})} = k_{1(\text{small})} + k_{2(\text{small})}V \\
 & \text{if } V = \text{medium} \\
 & \quad \text{then } f_{E(\text{medium})} = k_{1(\text{medium})} + k_{2(\text{medium})}V \\
 & \text{if } V = \text{big} \\
 & \quad \text{then } f_{E(\text{big})} = k_{1(\text{big})} + k_{2(\text{big})}V
 \end{aligned} \tag{4}$$

となる。

3.2 後件部関数パラメータの推定

本節では呼吸システムモデル (2) 式を用いて、ファジィルール (4) 式の任意の 1 ルールについて後件部関数パラメータを推定する。呼吸システムモデルに、1 次多項式の肺エラスタンス式 $f_E(V) = k_1 + k_2V$ を代入すると、

$$P_{ao}(t) + a_1\dot{P}_{ao}(t) = k_1V(t) + k_2V^2(t) + g_R(\dot{V})\dot{V}(t) + b_2\ddot{V}(t) + P_{eea} + \epsilon(t) \tag{5}$$

というモデル式が得られる。

ここで連続時間モデルの同定に有効である数値積分法を適用して同定モデルを導出する。モデル式 (5) を簡単な形に書き直すと

$$P_{ao}(t) = \varphi^T(t)\theta + \epsilon(t) \tag{6}$$

となる。 $\varphi(t)$ 、 θ はデータベクトルと推定されるパラメータベクトルであり、それぞれ $\varphi^T(t) = [-\dot{P}_{ao}(t), V(t), V^2(t), \dot{V}(t), |\dot{V}(t)|\dot{V}(t), \ddot{V}(t), 1.0]$ 、 $\theta^T = [a_1, k_1, k_2, r_1, r_2, b_2, P_{eea}]$ である。また、体積と流量の関係式 $F(t) = \dot{V}(t)$ を用ると、 $\varphi(t)$ は $\varphi^T(t) = [-\dot{P}_{ao}(t), V(t), V^2(t), F(t), |F(t)|F(t), \dot{F}(t), 1.0]$ となる。

k ($k = 1, 2, \dots, N$) をサンプル時刻、 N をデータ長とすると、観測出来るデータは気圧・流量・体積のサンプル値データ $P_{ao}(k)$ 、 $F(k)$ 、 $V(k)$ である。データ収集のサンプリング周期が T である時、ある時刻 $t = kT$ において式 (6) 式の両辺を区間 $[(k - \ell)T, kT]$ にわたり積分演算を行う。相良ら^[6] が提案した数値積分法を用いると、左辺の式は、

$$y(k) = \int_{(k-\ell)T}^{kT} P_{ao}(\tau) d\tau \doteq \sum_{j=0}^{\ell} g_j P_{ao}(k-j) \quad (7)$$

となる。ここで、 ℓ は数値積分のウインドウ幅を決める正の整数、 $g_i (i = 0, 1, \dots, \ell)$ は数値積分則により決まる係数である。台形則の場合、係数 g_i は、

$$\begin{cases} g_0 = g_\ell = T/2 \\ g_i = T, \quad i = 1, 2, \dots, \ell - 1 \end{cases} \quad (8)$$

となる。同様にデータベクトル $\varphi(t)$ の積分は、

$$\begin{aligned} \phi(k) &= \int_{(k-\ell)T}^{kT} \varphi(\tau) d\tau \\ &= \begin{bmatrix} -P_{ao}(k) + P_{ao}(k-\ell) \\ \sum_{j=0}^{\ell} g_j V(k-j) \\ \sum_{j=0}^{\ell} g_j V^2(k-j) \\ V(k) - V(k-\ell) \\ \sum_{j=0}^{\ell} g_j |F(k-j)| F(k-j) \\ F(k) - F(k-\ell) \\ \ell T \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

と計算できる。また、数値積分による近似誤差 Δ_E と ϵ の積分をまとめると、

$$e(k) = \Delta_E + \int_{(k-\ell)T}^{kT} \epsilon(\tau) d\tau \quad (10)$$

となる。こうして (7)、(9)、(10) 式から呼吸システムの離散時間形式の同定モデルが

$$y(k) = \phi^T(k)\theta + e(k) \quad (11)$$

と求めることが出来る。

測定データを用いて、各時刻 $k = \ell + 1, \dots, N$ における $y(k)$ と $\phi(k)$ を計算し、ベクトル方程式にまとめると、

$$\mathbf{y} = \mathbf{\Phi}\theta + \mathbf{e} \quad (12)$$

となる。ここで、 $\mathbf{y} = [y(N) \cdots y(\ell + 1)]^T$ 、 $\mathbf{\Phi} = [\phi(N) \cdots \phi(\ell + 1)]^T$ 、 $\mathbf{e} = [e(N) \cdots e(\ell + 1)]^T$ である。

最小二乗法により、評価規範 $\mathbf{J} = \|\mathbf{y} - \mathbf{\Phi}\theta\|^2$ を最小にするパラメータ推定値は

$$\hat{\theta} = (\mathbf{\Phi}^T \mathbf{\Phi})^{-1} \mathbf{\Phi}^T \mathbf{y} \quad (13)$$

と計算できる。よって、任意の 1 ルールに関する後件部関数パラメータつまり肺エラストランス式の係数は、

$$\hat{f}_E(V) = \hat{k}_1 + \hat{k}_2 V \quad (14)$$

と推定される。

3.3 肺エラスタンス推定

本節では後件部関数パラメータを推定したファジルールを用いて肺エラスタンスを推定する。肺エラスタンスの推定は、重み付き重心法である (15) 式によって求められる。

$$h_j^V = A_j^V(V^0) \quad (j = small, medium, big)$$

$$f_E^0 = \frac{\sum_{j=small}^{big} h_j^V f_{E(j)}(V^0)}{\sum_{j=small}^{big} h_j^V} \quad (15)$$

なお、 A は前件部変数 V のファジ集合、 h_j は j のルールの前件部の適合度である。

最後に、推論結果 f_E^0 を用いて、

$$P_\ell = f_E^0 V \quad (16)$$

の関係式によって肺内圧力 P_ℓ を推定し、静的 P - V 曲線を描くことができる。

4 アントコロニー最適化法とファジ変数の決定

前章のアルゴリズムのみでは、ファジ変数 *small*、*medium*、*big* の範囲をどのように設定するのかという問題点がある。前研究では手動設計でファジ変数の範囲を設定していたが、設定によって著しく推定精度が落ちた事例もあった。また、医療現場では速やかな人工呼吸器の設定が必要であることからファジ変数の自動設計が必要である。本研究では、アリ集団の採餌行動における最適化行動のアナロジーを用いた最適化手法であるアントコロニー最適化法 (Ant Colony Optimization, ACO) を用いてファジ変数の最適化を行なう。

群知能 (swarm intelligence) は、昆虫などのあまり高度なレベルの知能を持っていない個体が群をなすことにより、個々の行動パターンからは予測出来ない複雑な群レベルの行動を見せることである。ACO は、この群知能の概念を取り入れており、アリがコロニーから食料源までの最短経路をフェロモンを用いて見つける最適化行動を模倣したアルゴリズムである [7]。本研究では、Fig.2 に図示したように各ファジ変数の最適なポイントを決めるためのアルゴリズムを考案した。各ファジ変数のポイントの解候補群 (肺体積 $V = 0, \dots, N$; N :患者の最大肺体積値) を $S_I (I = 1, \dots, 5)$ とする。アリを模倣した複数のエージェントは、問題領域に基づく局所的情報とフェロモンの大域的情報を用いた確率によって各群 S_I の解候補を選択し巡回路 (ファジ変数) を生成する。生成された巡回路は、巡回路を用いて推定した肺内圧力 P_ℓ と検証データの圧力の二乗和誤差により評価される。最適なファジ変数を決定するためのアルゴリズムは以下の通りである。

【step1】 (初期化とパラメータ設定)

$t = 0$: 繰り返し回数の初期化 t_{max} : 繰り返し回数の設定 M : エージェント数の設定 τ_0 : 初期フェロモンの設定値

【step2】 (エージェントによる巡回路の生成)

以下の確率に従いエージェントは経路を生成する。

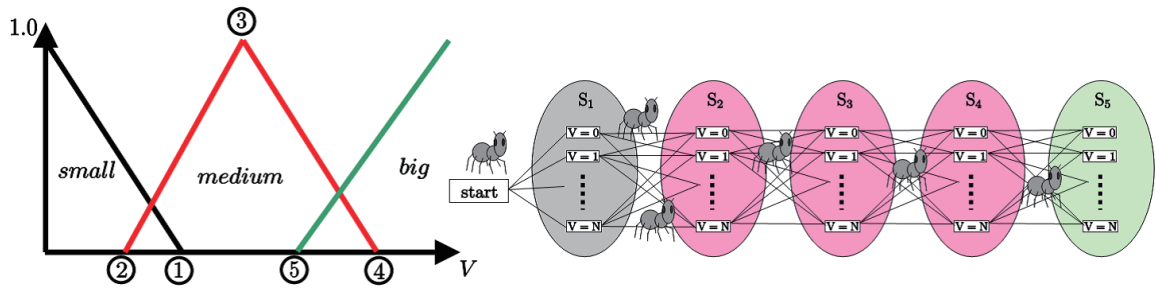


Fig.2 ファジ変数決定に関するアントコロニー最適化法のイメージ図

$$p_{k_{sij}}(t) = \frac{[\tau_{sij}(t)]^\alpha [\eta_{sij}]^\beta}{\sum_{j=0}^N [\tau_{sij}(t)]^\alpha [\eta_{sij}]^\beta} \quad (17)$$

ここで、 $p_{k_{sij}}(t)$ は、繰り返し回数 t 回目で k 番目のエージェントが群 S_I の数 i から次の選択群 S_{I+1} の数 j を選択する確率である。また、 $\tau_{sij}(t)$ は、繰り返し回数 t 回目に群 S_I の数 i から次の群 S_{I+1} の数 j 間の経路 (i, j) に置かれるフェロモン量を表わし、 η_{sij} は、問題領域に基づく局所的情報を表わす。ここでは、各エージェントが群 S_I の数 i から次の選択群 S_{I+1} の数 j を選択する際に不完全なファジ変数を作成しないように各領域に情報を設定した。 α, β は、非負の実数であり、それぞれ大域的情報と局所的情報の重要度である。

【step3】 (生成した巡回路の評価)

全てのエージェントが巡回路を生成した後、生成した巡回路 (ファジ変数) を用いて肺エラストランス f_E と静的 P - V 曲線を推定する。巡回路は、推定された肺内圧力 P_ℓ と検証データとの圧力の二乗和誤差 $E_k(t)$ によって評価される。

【step4】 (フェロモンの更新)

step3 で求めた $E_k(t)$ を用いてフェロモン増加量 $\Delta\tau_{k_{sij}}(t)$ を計算すると、

$$\Delta\tau_{k_{sij}}(t) = \begin{cases} \frac{1}{\omega * E_k(t)}, & \text{if } (i, j) \in T_k(t) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

となる。ここで $T_k(t)$ は、 k 番目のエージェントによって得られた巡回路である。 $E_k(t)$ にかかる係数 ω は、過剰にフェロモン値を増加しないための係数である。各経路のフェロモン更新は、

$$\tau_{sij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{sij}(t) + \sum_{k=1}^M \Delta\tau_{k_{sij}}(t) \quad (19)$$

によって行なわれる。ここで、 ρ はフェロモンの蒸発率であり、このパラメータの影響によって過去のフェロモンの量は減少していき新しいフェロモンの情報が大きな影響をもつことになる。

【step5】

$t = t + 1$ とし、 $t = t_{max}$ に達していなければ【step2】に戻る。

【step6】

得られた巡回路のうち最良の巡回路を出力して終了。

5 推定事例及び考察

患者の実データを用いて、ACOにより最適なファジ変数を決定する実験を行なった。実験に際して設定した各パラメータは、エージェント数 $M = 1000$ 、繰り返し回数 $t_{max} = 20$ 、大域的情報の重要度 $\alpha = 1$ 、局所的情報の重要度 $\beta = 1$ 、フェロモン増加量時の重み $\omega = 200$ である。Fig.3、Fig.5、Fig.7は、蒸発率 ρ を変化させた時の各繰り返し回数において生成された巡回路の $E_k(t)$ の最大値、最小値、平均値の推移図である。それぞれ蒸発率 ρ の変化によって収束速度に変化はあるものの、集団としての多様性を保持しながら探索を行なっていることがわかる。Fig.4、Fig.6、Fig.8は、各蒸発率におけるACOアルゴリズムが終了したときに得られた最良の巡回路から推定された静的 $P-V$ 曲線である。○の点は他の手法で計測した検証用の静的 $P-V$ データであり、推定曲線がおおむね検証用データに近い値をとっていることがわかる。前研究における手動設計ファジ変数を用いた静的 $P-V$ 曲線と検証用 $P-V$ データの圧力誤差平均値は $0.3525[cmH_2O]$ であったが、今回のACOを用いた自動設計ファジ変数による圧力誤差平均値は、各蒸発率とも前研究の推定精度より改善するという結果が得られた。特に、蒸発率 $\rho = 0.1$ の場合の推定結果については、圧力誤差平均値 $0.2864[cmH_2O]$ と推定精度が前研究に比べて大幅に改善するという結果になった。以上のことから、従来は手動設計で行われていたファジ変数決定にACOを用いることで、最適なファジ変数の自動設計かつ推定される静的 $P-V$ 曲線の推定精度を改善することが出来た。

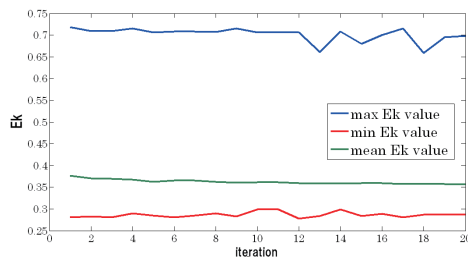


Fig.3 Each E_k value for each iteration [$\rho = 0.1$].

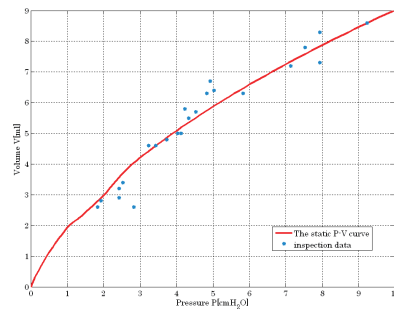


Fig.4 Estimated static $P-V$ curve and inspection data [$\rho = 0.1$].

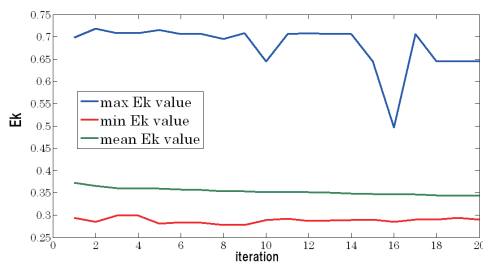


Fig.5 Each E_k value for each iteration [$\rho = 0.5$].

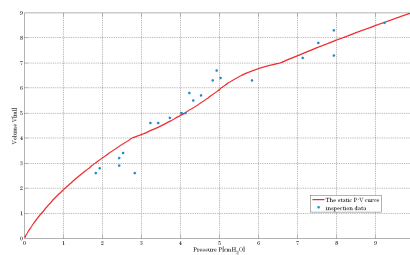


Fig.6 Estimated static $P-V$ curve and inspection data [$\rho = 0.5$].

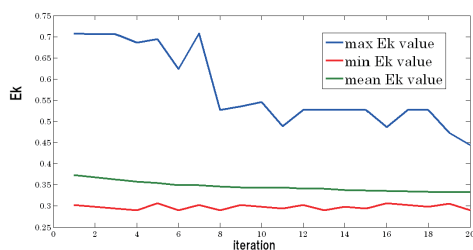


Fig.7 Each E_k value for each iteration [$\rho = 0.9$].

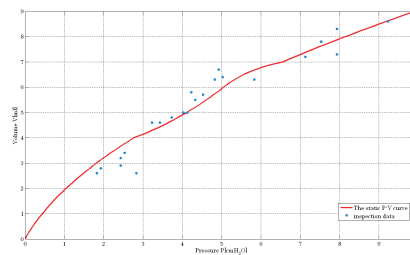


Fig.8 Estimated static $P-V$ curve and inspection data [$\rho = 0.9$].

6 今後の研究展望について

本研究において ACO を用いることで静的 P - V 曲線の推定精度を改善することが出来たが、今後の研究としては ACO の適用に必要とする計算時間の短縮と急激な肺特性の変化に対応できるよう ACO アルゴリズムの改善を行う必要がある。

本実験における ACO アルゴリズムの繰り返し回数は $t_{max} = 20$ と最適化アルゴリズムでは比較的設計数が少ないが、アルゴリズム終了に約 50~60 秒の時間を必要とした。本実験に用いた患者データは呼吸 1 回分であり時間にして約 3 秒であることから、今後は ACO アルゴリズムの計算を分散処理させることで計算時間の短縮を図り、患者の呼吸サイクルに近い時間で最適なファジィ変数を求めることを目指す。

患者の肺特性は病状によっても変化するとされている。ACO の探索領域が集中化している時に急激な肺特性の変化が起こり、現在の集中化している探索領域に良い評価のファジィ変数がない場合にはスムーズに広域領域の探索に移行する必要があると考えられる。現在のアルゴリズムには蒸発率があるが、一分一秒を争う医療現場での適用に向けて集中化している領域付近のフェロモン値を更に急激に減少させるアルゴリズムが必要である。今後は ACO アルゴリズム内にペナルティ項等を付け加える事で、急激な肺特性の変化にも即時対応できるアルゴリズムを目指す。

7 結論

本研究では、患者の肺エラスタンスをファジィロジックにより推定する際に必要なファジィ変数を ACO を用いて最適化する手法を提案した。患者の実データを用いたファジィ変数の最適化実験では、集団としての多様性を保持しながら探索を行ない、手動設計で作成したファジィ変数よりも推定精度の良いファジィ変数を得ることが出来た。今後は、ACO の適用に必要とする計算時間の短縮と患者の肺特性が急激に変化した場合に対応できるようにアルゴリズムの改良を目指す。

参考文献

- [1] 岡本和文, ナーシングケア Q&A 人工呼吸器とケア Q&A -基本用語からトラブル対策まで-, 総合医学社 (2004)
- [2] M. Nakamichi, S. Kanae, Z.J. Yang, K. Wada, Estimation of pulmonary elastance fuzzy model by data combination of two respiration phases, The 2012 UKACC International Conference on Control (2012)
- [3] S. Kanae, K. Muramatsu, Z. J. Yang, K. Wada, Modeling of respiration and estimation of pulmonary elastance, 2004 ASCC, 648/651 (2004)
- [4] 金江春植, 呼吸システムのモデリングと人工呼吸の換気条件の設定について, 計測と制御, **Vol.49**-No.7, 485/488 (2010)
- [5] 菅野道夫, ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1988)
- [6] 相良節夫, 趙振宇, 数値積分演算による連続系のオンライン同定, 電気学会論文誌, **Vol.108**-No.8, 603/610 (1988)
- [7] 大内東, 山本雅人, 川村秀憲, 柴肇一, 高柳俊明, 當間 愛晃, 遠藤 聡志, 生命複雑系からの計算パラダイム, 森北出版 (2003)

(平成 25 年 3 月 31 日受理)