

## 特集

## 呼吸療法領域における自動化とAI～近未来へ向けて～

## 人工呼吸器による自動ウィーニングはさらに進化するか？

小野寺陸雄

キーワード：ウィーニング，自動制御，AI，省力化

## I. はじめに

近年の人工知能（artificial intelligence：AI）に関する研究の進歩は、自動車の自動運転のように従来は人間にしかできなかった課題の自動化を実現しつつある。囲碁や将棋の分野では、AIはすでに人間のエキスパートを超えるレベルに達している。

自動化への流れやAIの活用は医学分野も例外ではない。体外式自動除細動器はすでに一般に普及しており、画像診断の分野ではAIによる診断精度が医師と同等もしくは上回るレベルに達しつつある<sup>1,2)</sup>。敗血症の早期診断にAIを活用しようとする試みも行われている<sup>3,4)</sup>。では人工呼吸の自動化は近い将来どうなるのだろうか？本稿では急性期の人工呼吸管理の中でも自動化が進んでいるウィーニングを中心に自動化の歴史と現状を紹介し、今後の進化について考察する。

## II. 人工呼吸器の自動化の歴史

人工呼吸の自動化の歴史は古く、1950年代には「鉄の肺」の患者の呼気CO<sub>2</sub>濃度を測定し、タンク内圧を調節してCO<sub>2</sub>濃度を適正にする機構が考案されている<sup>5)</sup>。その後1970年代には強制分時換気（mandatory minute ventilation：MMV）<sup>6)</sup>が発表され、初めて臨床応用された。MMVは自発呼吸をベースとし、目標とする分時換気量に満たない場合に強制換気を追加するシステムであり、自発呼吸が増加すると強制換気が減少し、

結果としてウィーニングが行われるが、人工呼吸器が積極的に換気補助を漸減するものではなかった。

1980年代から90年代には、より洗練された方法で分時換気量を自動制御するシステムや、患者の状態を監視しながら自動的に換気補助を漸減するシステムが数多く考案された。当時開発された技術は現在臨床使用されているシステムへとつながっている。

## III. 自動ウィーニングの現状

## 1. 現在の自動ウィーニングのシステム

現在臨床使用されている自動ウィーニングが可能なシステムはSmartCare<sup>®</sup>/PSとINTELLiVENT<sup>®</sup>-ASVである。

1) SmartCare<sup>®</sup>/PS

SmartCare<sup>®</sup>/PSはプレッシャーサポート換気（pressure support ventilation：PSV）をベースとしたシステムであり、1990年代に発表されたシステム<sup>7)</sup>をもとに開発された。呼吸の状態をモニタリングするための情報として呼吸回数、一回換気量、P<sub>ET</sub>CO<sub>2</sub>を用い、それらが目標範囲内に収まっていればPS圧を自動的に漸減していく。PS圧が下限値になった状態で各パラメーターが目標範囲内に維持できれば離脱可能と判断される。PS圧の初期値と病態（慢性閉塞性肺疾患（chronic obstructive pulmonary disease：COPD）、中枢神経障害）、体重は手動設定である。病態と体重によって各パラメーターの目標範囲は変更される。PSVをベースとしているため、強制換気まで含めた自動制御はできない。

## 2) INTELLiVENT®-ASV

INTELLiVENT®-ASV は adaptive support ventilation (ASV) をベースとしたシステムである。ASV は従圧式 SIMV+PS をベースとし、目標とする分時換気量が得られるように一回換気量と呼吸回数を自動制御するシステムであり、1990 年代には原型が発表されている。目標分時換気量を理想体重から自動的に算出したうえで、生理学的モデル<sup>8)</sup>に基づいて一回換気量、呼吸回数も自動で設定する点が大きな特徴である。

INTELLiVENT®-ASV では  $P_{ETCO_2}$  をモニタリングすることで、ASV では手動で行っていた目標分時換気量の調節を自動化している。また  $SpO_2$  によって  $F_{iO_2}$ 、PEEP も自動調節される。 $P_{ETCO_2}$  や  $SpO_2$  の目標範囲や  $F_{iO_2}$ 、PEEP の調節範囲は病態（急性呼吸促進症候群〈acute respiratory distress syndrome: ARDS〉、慢性高炭酸ガス血症、脳損傷）や肺の状態によって異なる。ウィーニングは目標分時換気量の漸減によって行われ、標準的な分時換気量の 70% に減らされた状態で条件を満たせば自発呼吸トライアルが開始される。呼吸の状態は呼吸回数、一回換気量、 $P_{ETCO_2}$ 、 $SpO_2$ 、脈拍数などでモニタリングされる。これらの機能によって、INTELLiVENT®-ASV は人工呼吸の導入から離脱まで使用することができる。手動で設定する項目は理想体重を求めるための性別と身長、および病態である。

## 2. 自動化のメリット

人工呼吸の自動化のメリットの 1 つは、継続して患者をモニタリングし、適時かつ確実に設定を変更できることである。自動化されたシステムでは手動調整の場合と比較して、適切な換気が行われている時間の割合が多く<sup>9)</sup>、死亡率や再挿管率に影響を与えることなくウィーニングの期間を 30%、人工呼吸期間を 10%、ICU 在室期間を 8%、それぞれ短縮する<sup>10)</sup>。

上記のようなメリットは呼吸管理に習熟した施設では認められないとする報告も存在するが<sup>11)</sup>、呼吸管理に習熟したスタッフが不在の施設では、さまざまなエビデンスが反映された自動システムはより安全な人工呼吸管理に寄与するかもしれない。また自動化によって医療従事者が設定変更を要する回数が減少するため<sup>9)</sup> 省力化や業務の効率化も期待でき、人員の少ない施設においてはメリットとなるだろう。

## 3. 現在の自動ウィーニングの限界

前述のように現在の自動ウィーニングは実用的なレベルに達しつつあるが、その有効性が証明されているのは一部の患者群のみであり<sup>10)</sup>、全ての病態に適用可能なレベルには達していない。それは患者のモニタリングに用いられる情報が少ないこと、制御ルールが比較的単純な生理学的モデルに基づいていることに由来しており、現在の自動ウィーニングの限界である。

## IV. 今後の進化

### 1. AI のレベルと現在の自動ウィーニングの位置付け

AI の研究者である松尾は AI を 4 つのレベルに分類している<sup>12)</sup>。

レベル 1：単純な制御プログラム。家電製品などに内蔵されるようなもの。

レベル 2：古典的な人工知能。入力と出力の組み合わせが極端に多く、振る舞いのパターンが極めて多彩なもの。推論・探索や知識ベースを利用する。将棋プログラムや質問に答える人工知能など。

レベル 3：機械学習を取り入れた人工知能。サンプルとなるデータをもとに、ルールや知識を自ら学習するもの。検索エンジンに内蔵されるような人工知能。

レベル 4：ディープラーニングを取り入れた人工知能。機械学習をする際のデータを表すために使われる変数自体を学習するもの。

現在の自動ウィーニングはレベル 2 の AI、その中でもエキスパートシステム<sup>13)</sup> と呼ばれる専門知識をベースにした AI に位置付けられる。

### 2. 自動ウィーニングの進化のための手がかかり

自動ウィーニングをエキスパートシステムとして捉えれば、高度化のためには知識の習得が必要である。具体的には患者の病態を的確に反映する情報を探し出すことや、情報を利用する技術を開発すること、よりよい制御ルールを探し出すことなどが該当する。以下ではいくつかの例や可能性を提示する。

#### 1) EIT と食道内圧、Edi

EIT (electrical impedance tomography) や食道内圧、横隔膜電気活動 (electrical activity of diaphragm: Edi) は肺内での換気の分布や呼吸仕事量、同調性とい

った患者の病態の把握に有用な情報である。高度な自動化を実現するための情報として有望であり、今後の知見の蓄積が待たれる。

### 2) 画像認識技術による視覚情報の活用

表情や呼吸補助筋の使用、呼吸様式などは快適性や呼吸努力を評価するうえで簡便かつ重要な情報であるが、機械による自動認識は従来実現されていなかった。しかしカメラやスマートフォンの顔認識技術はすでに高く、チェンストークス呼吸のような呼吸様式の異常<sup>14)</sup>や呼吸に伴う胸部部の運動<sup>15)</sup>を認識する技術も開発されつつある。これらの応用により患者の快適性などを考慮した呼吸管理が実現するかもしれない。

### 3) 制御ルールの改良

上記のような患者の病態を反映する情報が実用化され追加されれば、おのずから制御ルールは高度になる。ARDSにおける最適な PEEP のような未解決の問題に関する新たな知見の蓄積も、制御ルールの改良につながるはずである。

また現在の自動ウィーニングには PSV が用いられているが、ウィーニングと同調性に関して PSV よりも比例補助換気 (proportional assist ventilation : PAV) や神経調節換気 (neurally adjusted ventilatory assist : NAVA) の方が優れている可能性がある<sup>16, 17)</sup>。PAV や NAVA でのウィーニングに関する知見はまだ乏しいが、将来的にはそれらを用いた自動ウィーニングが開発されるかもしれない。

## 3. AI を活用した新しいアプローチ

上記で提示した内容はエキスパートシステムのブラッシュアップによる高度化であるが、エキスパートシステムには新たな知識を得るためのコストや、膨大なルール間の矛盾の発生といった課題が存在する。飛躍的な進化のためには、従来の研究手法とは異なるビッグデータや AI を活用したアプローチも必要だろう。

たとえば敗血症の早期診断に関する研究<sup>3)</sup>では、69,000 例の ICU 入室患者について、入室から退室もしくは敗血症発症までの 1 時間毎のバイタルサインのデータを用いて機械学習を行い、臨床医が認識する 4 ~ 12 時間前に敗血症発症を予測するモデルを開発した。同様にバイタルサインや人工呼吸に関連するデータを収集し、機械学習やディープラーニングによって解析すれば、従来の研究手法では気づくことのできない新

たな知見が得られるかもしれない。

## V. おわりに

人工呼吸の完全な自動化は遠い未来の話のように思われる。一方 AI の研究者らの予測によれば、2053 年には AI は外科医を取って代わるレベルに達するという<sup>18)</sup>。呼吸管理と外科医の仕事のどちらが難しいかは判断できないが、そう遠くない将来、人工呼吸の自動化も劇的に進化するのかもしれない。

本稿の著者には規定された COI はない。

### 参考文献

- 1) De Fauw J, Ledsam JR, Romera-Paredes B, et al : Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease. *Nat Med.* 2018 ; 24 : 1342-50.
- 2) Ehteshami Bejnordi B, Veta M, Johannes van Diest P, et al : Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer. *JAMA.* 2017 ; 318 : 2199-210.
- 3) Nemati S, Holder A, Razmi F, et al : An interpretable machine learning model for accurate prediction of sepsis in the ICU. *Crit Care Med.* 2018 ; 46 : 547-53.
- 4) Komorowski M, Celi LA, Badawi O, et al : The artificial intelligence clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. *Nat Med.* 2018 ; 24 : 1716-20.
- 5) Saxton GA Jr, Myers G : A servomechanism for automatic regulation of pulmonary ventilation. *J Appl Physiol.* 1957 ; 11 : 326-8.
- 6) Hewlett AM, Platt AS, Terry VG : Mandatory minute volume. A new concept in weaning from mechanical ventilation. *Anaesthesia.* 1977 ; 32 : 163-9.
- 7) Dojat M, Brochard L, Lemaire F, et al : A knowledge-based system for assisted ventilation of patients in intensive care units. *Int J Clin Monit Comput.* 1992 ; 9 : 239-50.
- 8) Otis AB : The work of breathing. *Physiol Rev.* 1954 ; 34 : 449-58.
- 9) Lellouche F, Bouchard PA, Simard S, et al : Evaluation of fully automated ventilation : a randomized controlled study in post-cardiac surgery patients. *Intensive Care Med.* 2013 ; 39 : 463-71.
- 10) Rose L, Schultz MJ, Cardwell CR, et al : Automated versus non-automated weaning for reducing the duration of mechanical ventilation for critically ill adults and children : a cochrane systematic review and meta-analysis. *Crit Care.* 2015 ; 19 : 48.
- 11) Rose L, Presneil JJ, Johnston L, et al : A randomised, controlled trial of conventional versus automated weaning from mechanical ventilation using SmartCare/PS. *Intensive Care Med.* 2008 ; 34 : 1788-95.
- 12) 松尾 豊 : 人工知能は人間を超えるか ディープラーニン

- グの先にあるもの。東京, KADOKAWA, 2015, pp50-3.
- 13) Nilsson NJ : The quest for artificial intelligence. Cambridge, Cambridge University Press, 2009, pp291-5.
  - 14) Niimi T, Ito Y, Natori M, et al : Cheyne-Stokes Respiration Detection Method for Newborns with Apnea. ITE Transactions on Media Technology and Applications. 2013 ; 1 : 278-91.
  - 15) Liu F, Kawakami M, Tamura K, et al : Feasibility of a respiratory movement evaluation tool to quantify thoracoabdominal movement for neuromuscular diseases. Respir Care. 2017 ; 62 : 423-31.
  - 16) Schmidt M, Kindler F, Cecchini J, et al : Neurally adjusted ventilatory assist and proportional assist ventilation both improve patient-ventilator interaction. Crit Care. 2015 ; 19 : 56.
  - 17) Kataoka J, Kuriyama A, Norisue Y, et al : Proportional modes versus pressure support ventilation : a systematic review and meta-analysis. Ann Intensive Care. 2018 ; 8 : 123.
  - 18) Grace K, Salvatier J, Dafoe A, et al : When will AI exceed human performance? Evidence from AI experts. J Artif Intell Res. 2018 ; 62 : 729-54.